

旺业甸林场人工林生物量遥感反演研究

蒋馥根^{1, 2, 3}, 孙 华^{1, 2, 3}, 林 辉^{1, 2, 3}, 龙江平^{1, 2, 3}, 蒋治浩^{1, 2, 3}, 雷思君^{1, 2, 3}

(1. 中南林业科技大学 林业遥感信息工程研究中心, 湖南 长沙 410004; 2. 林业遥感大数据与生态安全湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410004; 3. 南方森林资源经营与监测国家林业与草原局重点实验室, 湖南 长沙 410004)

摘 要: 森林生物量能直接反映森林质量, 遥感技术结合地面样地能实现林分或区域范围森林生物量的反演, 反演结果对制定森林资源合理利用、生态环境改善等方面的政策具有重要的指导意义。论文以旺业甸林场 Landsat 8 OLI 影像为数据源, 从影像中提取 161 个植被指数, 对比 Pearson 相关系数法和随机森林法进行特征变量选择, 分别筛选出合适的因子作为模型自变量, 结合实地调查数据, 建立多元线性逐步回归、地理加权回归、kNN 回归和随机森林等 4 种生物量反演模型, 并对模型结果进行精度验证。研究结果表明: 1) 利用 Pearson 相关系数法进行特征变量选择要优于随机森林法。2) 短波红外光和近红外光波段组合得到的植被指数与生物量的相关性显著, 相关性系数最高的前五个因子为 SR_{627} 、 SR_{637} 、 SR_{647} 、 SR_{64} 、 SR_{213} , 分别达到了 0.776、0.761、0.730、0.702 和 0.657; 3) 4 种生物量反演模型中, 随机森林模型效果最好, 决定系数 R^2 为 0.72, RMSE=8.12, EA=76.54%; 线性逐步回归模型次之, R^2 为 0.65, RMSE=9.01, EA=72.88%; 其次是 kNN 回归模型, R^2 为 0.59, RMSE=9.75, EA=74.89%; 地理加权回归模型效果最差, R^2 为 0.58, RMSE=13.75, EA=53.95%; 4) 利用随机森林模型对研究区进行生物量反演, 反演结果生物量空间分布与实际情况基本一致, 反演效果较好。

关键词: 生物量; Landsat 8 OLI; 地理加权回归; 随机森林回归

中图分类号: S771.8

文献标志码: A

文章编号: 1673-923X(2019)10-0088-07

Remote sensing inversion of plantation biomass in Wangyedian forest farm

JIANG Fugen^{1,2,3}, SUN Hua^{1,2,3}, LIN Hui^{1,2,3}, LONG Jiangping^{1,2,3}, JIANG Zhihao^{1,2,3}, LEI Sijun^{1,2,3}

(1. Research Center of Forestry Remote Sensing & Information Engineering Central South University & Technology, Changsha 410004, Hunan, China; 2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing Based Big Data & Ecological Security for Hunan Province, Changsha 410004, Hunan, China; 3. Key Laboratory of State Forestry & Grassland Administration on Forest Resources Management and Monitoring in Southern Area, Changsha 410004, Hunan, China)

Abstract: Forest biomass can directly reflect the quality of forests. Remote sensing technology combined with ground sample plots can realize the inversion of forest biomass in forest stands or regions. The inversion results have important guiding significance for formulating policies on rational use of forest resources and improvement of ecological environment. The paper uses the Landsat 8 OLI image of Wangyedian forest as the data source, extracts 161 vegetation indices from the images, compares the Pearson correlation coefficient method and the random forest method to select the characteristic variables, and selects the appropriate factors as the model independent variables. Combined with field data, four kinds of biomass inversion models were established, such as multiple linear stepwise regression, geographically weighted regression, kNN regression and random forests regression which were used to verify the accuracy of the model results. The results showed that: 1) Pearson correlation coefficient method is superior to random forest method in feature variable selection. 2) The correlation coefficients between biomass and vegetation indexes obtained by combination of short-wave infrared and near-infrared are significant, and the top five factors with the highest correlation coefficient are SR_{627} , SR_{637} , SR_{647} , SR_{64} , SR_{213} , which are reached 0.776, 0.761, 0.730, 0.702 and 0.657. 3) Among the four biomass inversion models, the random forest model works best, whose coefficient of determination is 0.72, RMSE=8.12, EA=76.54%. The multiple linear stepwise regression model is the second, whose coefficient of determination is 0.65, RMSE=9.01, EA=72.88%. The third model is the kNN model, whose coefficient of determination is 0.59, RMSE=9.75, EA=74.89%. The geographically weighted regression model is the worst, whose coefficient of determination is 0.58, RMSE=13.75, EA=53.95%; 4) The inversion of biomass using random forest model in the study area shows that the spatial distribution of biomass is basically consistent with the actual situation, and the inversion effect is good.

Keywords: biomass; Landsat 8 OLI; geographically weighted regression; random forest regression

收稿日期: 2019-03-04

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目“人工林资源监测关键技术研究”(2017YFD0600900); 湖南省教育厅科学研究重点项目(17A225); 湖南省普通高校青年骨干教师培养对象项目(7070220190001); 中南林业科技大学研究生科技创新基金(CX20192025)

作者简介: 蒋馥根, 硕士研究生

通信作者: 孙华, 副教授, 硕士生导师; E-mail:sunhuayiw@vip.126.com

引文格式: 蒋馥根, 孙华, 林辉, 等. 旺业甸林场人工林生物量遥感反演研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2019, 39(10):88-94.

森林是全球生态系统的主体,是研究全球碳平衡及气候变化的重要基础^[1-2]。森林生物量能直接展示森林生态系统健康状况,是森林生产者物质生产量的集中体现,是森林资源合理利用、改善生态环境的重要基础^[3-4]。准确、快速测算森林生物量对提升森林资源调查效率、掌握森林生态系统质量具有重要意义^[5-8]。

传统的样地调查法成本高昂、时间长、费时费力,遥感技术具有快速、实时、动态、大范围的特性,使森林生物量实现动态监测成为可能^[9-11]。随着遥感技术和森林资源调查技术的发展,以遥感数据作为数据源,利用各种模型对研究区进行生物量反演已成为常用的生物量估测方法^[12-14]。常用的模型一般包括经验模型和非参数模型,经验模型需要设置的参数十分简单,但是模型的模拟结果容易产生过低或过高估计。非参数模型不受总体分布的限制,可以广泛地应用于不同类型的总体,能一定程度地减小偏差、提高预测精度、了解样本序列的动态结构。作为非参数模型中新兴起的、高度灵活的一种机器学习算法,随机森林(Random forest, RF)在森林资源调查方面具有较大的优势^[15]。汪康宁^[16]利用 GF-1 影像,结合不同窗口大小下的纹理特征信息,建立了基于随机森林的蓄积量反演模型,结果表明随机森林算法在

蓄积量估测上效果良好。胡凯龙^[17]在大兴安岭生态站进行样地实测调查,通过随机森林模型证明了利用 LiDAR 数据进行碳储量估测是可行的。在森林生物量估测方面, Landsat 5 TM 数据结合随机森林模型在估测江山市公益林^[18]和景谷县思茅松^[19]生物量时表现良好,模型精度要优于其他模型,估测效果较好。

以旺业甸林场人工林为例,利用 Landsat 8 OLI 遥感数据,采用随机森林回归模型、多元线性逐步回归、kNN 回归模型^[20]和地理加权回归模型^[21]进行生物量反演,开展模型精度比较与评价,并对研究区的生物量进行了反演。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

旺业甸林场位于喀喇沁旗西南部,地理位置 118°09′~118°30′E, 41°21′~41°39′N。地形以山地为主,海拔 500~1 890.9 m。属温带大陆性季风气候,冬季寒冷干燥,夏季温暖多雨,年均气温 3.5℃~7℃。林场内主要为人工林,树种主要为落叶松和油松,蓄积量 62 万 m³,年生长量近 3 万 m³,是一个集森林经营、木材加工、苗木生产和旅游开发于一体的综合性林场。研究区位置如图 1 所示。

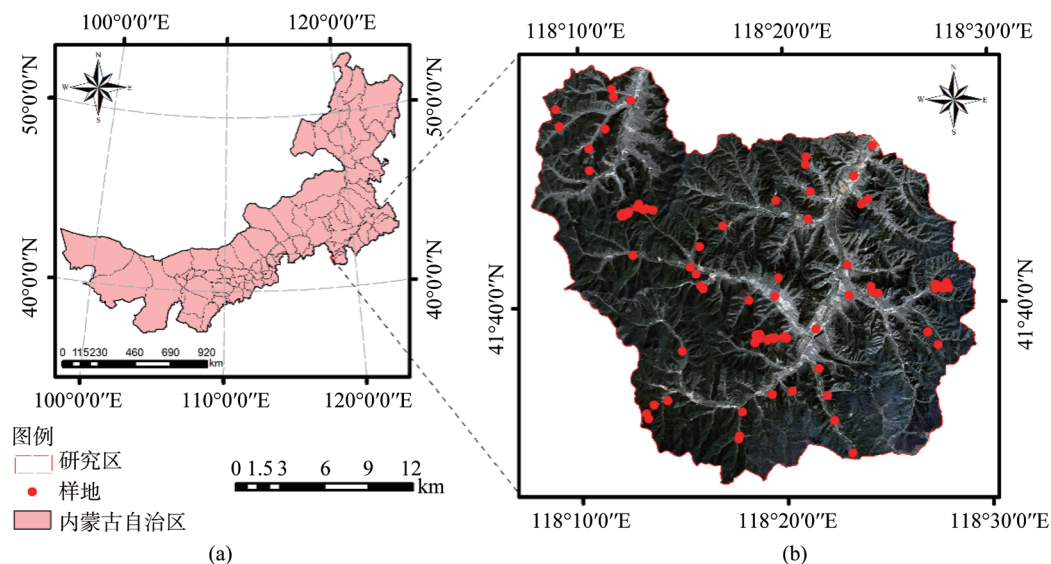


图 1 研究区位置图及样地分布

Fig. 1 Location map and plot distribution of the study area

1.2 样地数据与遥感影像处理

在研究区内设置 25 m×25 m 标准样地 90 个,其中 81 个有林地,9 个非林地。样地内主要树种为落叶松和油松。对样地内所有树木进行每木检尺,记录样地坐标、海拔及环境因子等信息。

根据李海奎《中国森林植被生物量和碳储量评

估》^[22]中不同树种(组)生物量模型,对每个样地的生物量进行计算,样地生物量计算结果及分布如表 1 所示。研究采用的遥感数据为 Landsat 8 OLI 数据,获取时间为 2017 年 10 月 12 日,与样地调查时间一致。利用 ENVI5.3 软件对 Landsat 8 数据进行辐射定标、大气校正和镶嵌和重采样等处理。

表 1 样地生物量统计结果
Table 1 Biomass results of 90 plots

生物量 /t	0 ~ 10	10 ~ 20	20 ~ 30	30 ~ 40	40 ~ 50
样地数量	12	30	11	11	26

1.3 植被指数计算及特征变量选择

研究共选取了 Landsat 8 中 7 个单波段反射率、两波段及三波段比值植被指数和 7 个常用的植被指数, 共计 161 个遥感因子, 植被指数计算公式如表 2 所示。

表 2 植被指数计算公式
Table 2 Formulas of the vegetation index

植被指数	公式
归一化植被指数	$NDVI = (\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RED})$
大气抗阻植被指数	$ARVI = (\rho_{NIR} - \rho_{RB}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RB}), \rho_{RB} = \rho_{RED} - \gamma(\rho_{BLUE} - \rho_{RED})$
增强型植被指数	$EVI = 2.5 * (\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + 6\rho_{RED} - 7 * \rho_{BLUE} + 1)$
红绿植被指数	$RGVI = (\rho_{RED} - \rho_{GREEN}) / (\rho_{RED} + \rho_{GREEN})$
单波段反射率	$B_i = Band_i, i = 1, 2 \dots 7$
两波段比值	$SR_{i,j} = Band_i / Band_j, i, j = 1, 2 \dots 7, i \neq j$
三波段组合比值	$SR_{i,j,k} = (Band_i) / (Band_j + Band_k), i, j, k = 1, 2 \dots 7, i \neq j \neq k$
土壤修正植被指数	$SAVI = (1 + L)(\rho_{NIR} - \rho_{RED}) / (\rho_{NIR} + \rho_{RED} + L), L = 0.1, 0.25, 0.5$

以有效地构建大量的回归树用于预测。另外, 随机森林能够提供变量的重要性排序, 这对从众多特征变量中选取适合反演的特征变量尤其有用。利用 R 语言中 Random forest 函数对 161 个特征变量进行重要性排序, 选取重要性高的变量同时用于生物量反演模型建模, 将建模结果与 Pearson 相关系数特征变量选择法进行比较。

1.4 随机森林模型

随机森林模型与其他常用模型相比, 在学习过程、误差平衡以及变量重要性评估等方面具有优势^[15]。研究选择 R 语言软件中的 Random forest 函数, 编写随机森林生物量反演程序, 并导入旺业甸生物量样地数据与 Landsat 8 影像进行空间模拟。采用留一交叉验证 (Leave-one-out cross validation) 方法对模拟结果进行精度验证, 以保证尽可能多的样本进入模型, 提高模型的可靠性。

1.5 生物量反演与精度检验

选择决定系数^[24](R^2)、均方根误差^[24](RMSE)、估测精度 (Estimation accuracy, EA) 作为精度评价的指标。估测精度 (EA) 为:

利用统计软件 R 语言计算所有因子与生物量之间的 Pearson 相关系数 (Pearson correlation coefficient) 矩阵。选择与生物量在 0.01 显著水平上显著相关的变量开展变量筛选。为了保证变量筛选的有效性, 引入方差膨胀因子 (VIF) 进行变量共线性分析。对共线性诊断后保留的显著变量应用逐步回归模型进行变量筛选, 逐步回归的最终变量用于生物量模型反演与方法比较。

随机森林作为一种非参数集合建模方法, 可

$$EA = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{|\hat{x}_i - x_i|}{x_i} \right)}{n} \right) \times 100\%。 \quad (1)$$

式中: \hat{x}_i ——预测值, x_i ——实测值, n ——样本量。

2 结果与分析

2.1 变量选择

2.1.1 Pearson 相关系数法

经过相关系数矩阵计算, 在 0.01 水平上相关性大于 0.5 的因子共 56 个, 相关系数最高的前 5 个因子为 SR_{627} 、 SR_{637} 、 SR_{647} 、 SR_{64} 、 SR_{213} , 分别为: 0.776、0.761、0.730、0.702 和 0.657, 说明短波红外光和近红外区间波段组合得到的植被指数与生物量的相关性显著, 但同时要考虑变量之间的共线性不能过大, 采用方差膨胀因子 VIF 指数判断, VIF 应小于 10。选择相关性较高的因子, 采用多元逐步回归模型建立线性模型进行变量筛选, 结合 VIF 指数, 得到变量为 SR_{51} 、RGVI 和 SR_{627} 。

得到多元线性回归模型方程为:

表 3 多元逐步回归模型统计量
Table 3 Multiple linear regression model statistics

变量	系数	标准误差	T 检验	VIF
常数	-73.655	7.171	-10.271	
RGVI	-45.890	14.657	-3.131	2.083
SR_{51}	-12.715	1.437	-8.852	4.027
SR_{627}	132.311	8.794	15.045	3.390

$Y=-73.655-45.890x_1-12.715x_2+132.311x_3$ 。(2)
式中： x_1 —RGVI， x_2 — SR_{51} ， x_3 — SR_{627} ， Y —生物量。

由式(2)可以看出，生物量与 RGVI 和 SR_{51} 呈负相关，与 SR_{627} 呈正相关。模型的决定系数 R^2 为 0.65，RMSE 为 9.01，EA 为 72.88%。

2.1.2 随机森林法

利用统计软件 R 语言中 RandomForest 函数对计算的 161 个特征变量进行重要性排序，重要性最高的 3 个特征变量为 SR_{637} 、 SR_{627} 、 SR_{647} ，重要性高的变量基本与 Pearson 相关系数较高的变量一致。选取 SR_{637} 、 SR_{627} 、 SR_{647} 用于生物量反演模型建模，将建模结果与 Pearson 相关系数特征变量选择法进行比较。

2.2 模型结果及精度比较

利用随机森林法和 Pearson 相关系数法分别进行特征变量选择，选取合适的变量，结合多元线性逐步回归、地理加权回归模型、kNN 模型和随机森林模型分别建立反演模型，并对模型进行精度评价。选择 R^2 ，RMSE 以及 EA 等 3 个指标进行不同模型预测结果的比较与分析，结果如表 4~5 所示。

表 4 不同模型预测结果（随机森林法）
Table 4 Prediction results based on different multiple models (Random forest method)

模型	R^2	调整 R^2	RMSE	EA /%
随机森林	0.63	0.62	9.31	68.41
多元线性逐步回归	0.60	0.58	9.57	64.87
地理加权回归	0.60	0.59	9.64	65.92
kNN (k=8)	0.57	0.56	9.99	63.92

表 5 不同模型预测结果（Pearson 相关系数法）
Table 5 Prediction results based on different multiple models (Pearson correlation coefficient method)

模型	R^2	调整 R^2	RMSE	EA /%
随机森林	0.72	0.71	8.12	76.54
多元线性逐步回归	0.65	0.65	9.01	72.88
kNN (k=3)	0.59	0.59	9.75	74.89
地理加权回归	0.58	0.57	13.75	53.95

利用 Pearson 相关系数法进行特征变量选择的最终模型结果精度（表 5）整体优于随机森林法（表 4）。两种变量选择方法各自建立的 4 种模型中，随机森林模型均为效果最好，但 Pearson 相关系数法建立的随机森林模型精度（ $R^2=0.72$ ，RMSE=8.12，EA=76.54%）显著优于随机森林法（ $R^2=0.63$ ，RMSE=9.31，EA=68.41%）。最终利用 Pearson 相关系数法选择的特征变量进行生物量反演。

利用 Pearson 相关系数法结合 Landsat 8 OLI 影像建立的 4 种模型中（表 5），随机森林模型效果最好，决定系数 R^2 为 0.72，RMSE 为 8.12，EA=76.54%；线性逐步回归模型次之， R^2 为 0.65，RMSE 为 9.01，EA=72.88%；其次是 kNN 回归模型，当 k=3 时模型效果最好， R^2 为 0.59，RMSE 为 9.75，EA=74.89%；地理加权回归模型效果最差， R^2 为 0.58，RMSE=13.75，EA=53.95%。随机森林模型的 R^2 相对于地理加权回归模型提高了 19.4%，RMSE 下降了 40.9%，EA 提高了 22.59%，效果明显。

2.3 残差分析

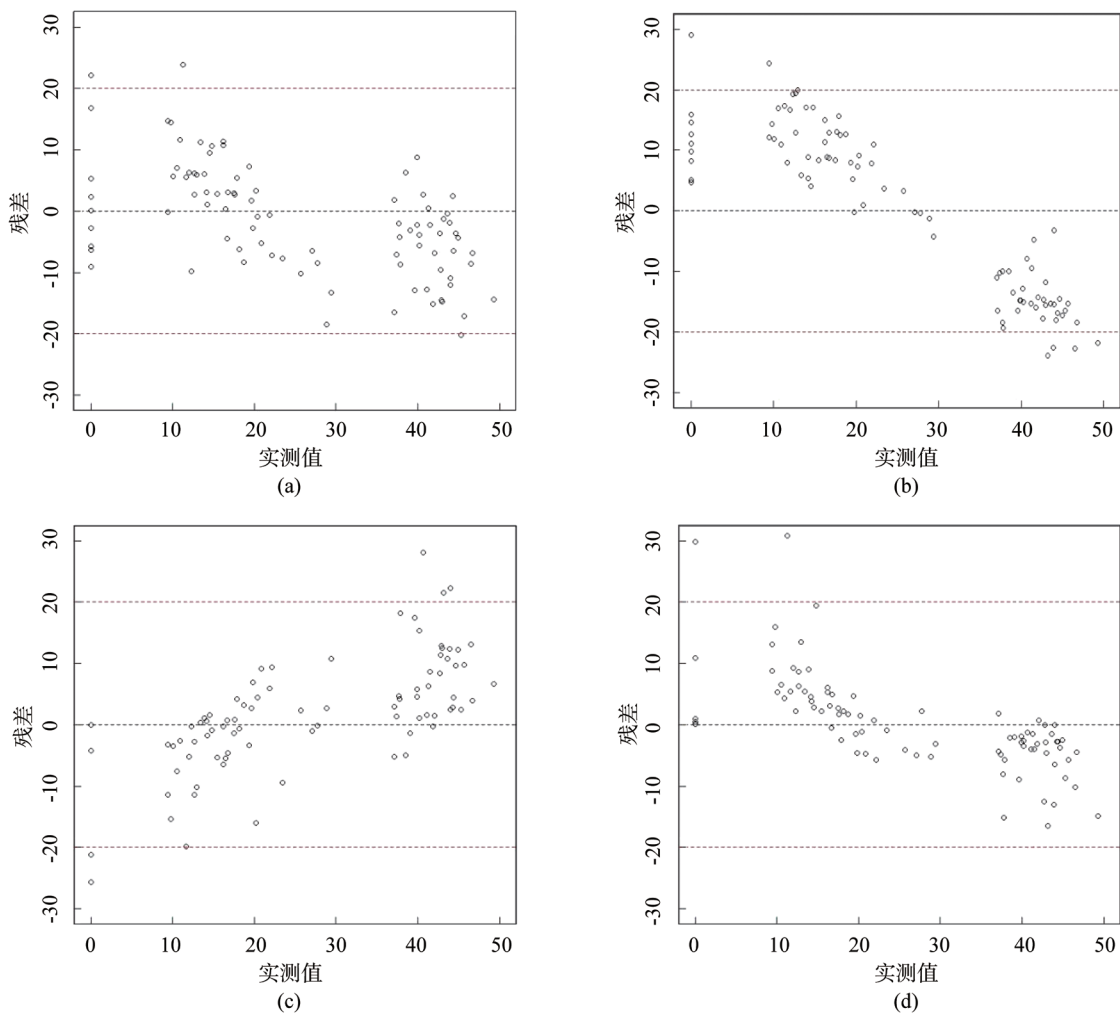
利用 4 种模型预测得到的样地预测值与实测值分别进行残差计算，得到残差如图 2 所示。

由图 2 可知，多元线性逐步回归模型残差大部分都分布在 X 轴下侧，随机性较差，且残差较大的样地较多，效果较差；地理加权模型存在过低估计现象，和 kNN 回归模型一样残差绝对值大于 20 的数量较多，说明模型拟合的效果一般；随机森林模型残差大于 20 的样地较少，残差分布于 X 轴两端，基本呈随机、无规律分布，效果最好。随机森林模型在 4 个模型中残差分布情况最好，模型拟合度最高，误差最小，预测精度最好，是最优生物量反演模型。

2.4 生物量反演

以 Landsat 8 OLI 影像为数据源，结合旺业甸林场样地实测数据，利用随机森林模型对研究区进行生物量反演，反演结果如图 3 所示。

研究区西北部及中部、北部地区生物量实际分布较少，这些区域为海拔较低的区域，人为活动较多，植被覆盖较少；东南部及整个南部地区植被生长情况较好，森林覆盖率高，郁闭度大，蓄积量和生物量也高。随机森林模型反演结果显示，西北部及中部、北部地区生物量分布较少，东南部与南部地区生物量分布较多，与研究区实际生物量情况分布基本一致，整个研究区反演结果效果较好，能满足反演需求。



(图中 (a)、(b)、(c)、(d) 分别对应多元线性逐步回归、地理加权模型、kNN 回归模型和随机森林模型的残差分布)

图 2 4 种模型样地残差
Fig. 2 Plot residuals of four models

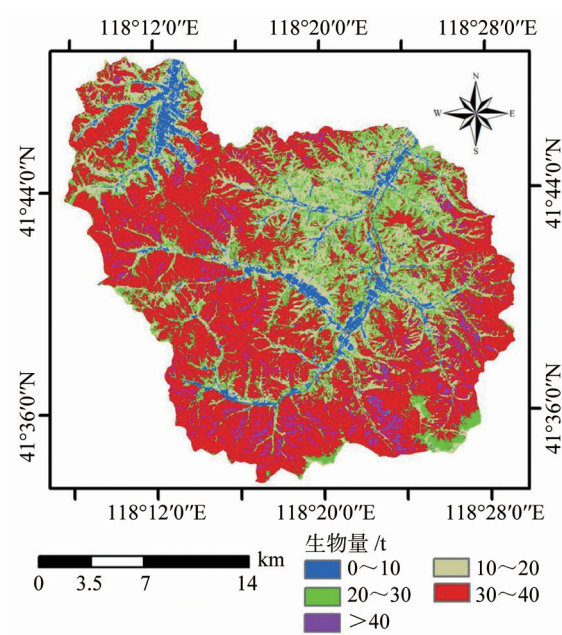


图 3 研究区生物量反演图
Fig. 3 Biomass inversion of study area

3 结论与讨论

3.1 讨论

1) 研究使用的 Landsat 8 卫星是 2013 年发射的陆地资源卫星, 空间分辨率为 30 m, 与样地大小基本匹配。张雅^[23]、徐婷^[24]等分别以 Landsat 8 影像为数据源, 利用二次多项式模型和多元逐步回归模型进行生物量反演, 取得了较好的结果, 说明利用 Landsat 8 数据进行生物量反演是可行的。

2) 利用 Pearson 相关系数法进行特征变量选择的最终模型结果的精度整体优于随机森林法。随机森林法能对所有特征变量进行重要性排序, 但是并不能提供合适的变量组合。但 Pearson 相关系数法利用多元逐步回归分析能最大的利用所有变量组合, 通过不断的反复筛选, 最终选出使模型拟合度较高, 误差较低的变量组合。

3) 在提取的 161 个植被指数中, 相关系数最高的前 5 个因子为 SR_{627} 、 SR_{637} 、 SR_{647} 、 SR_{64} 、 SR_{213} , 分别达到了 0.776、0.761、0.730、0.702 和 0.657。考虑变量间的共线性, 得到最优变量为 SR_{51} 、RGVI 和 SR_{627} 。变量选用的指数利用了 Landsat 8 影像的 7 个波段, 信息量丰富。

一般来说, 选择进入模型的变量数越多, 模型的拟合度就会越高, 但是模型预测产生的估测误差也会随之增加。张伟^[18]和孙雪莲^[19]分别计算了植被指数和纹理因子作为变量进行计算, 最后分别选取了 9 个和 5 个以上的变量进入随机森林模型参与建模, 最终得到的预测精度都在 70% 以上, 取得了较好的效果。本研究共选取 SR_{51} 、RGVI 和 SR_{627} 等 3 个变量, 选择的变量较少、变量的 VIF 指数较小, 且模型精度较高, 反演效果较好。

3.2 结论

以旺业甸林场样地实测数据结合 Landsat 8 OLI 影像, 利用多元线性逐步回归、地理加权模型、kNN 回归模型和随机森林模型对研究区进行生物量反演, 结论如下:

1) 利用 Pearson 相关系数法进行特征变量选择要优于随机森林法。计算所有特征变量的 Pearson 相关系数矩阵, 通过多元线性逐步回归结合 VIF 指数选取特征变量。同时利用随机森林程序对所有特征变量进行重要性排序, 选取重要性较高的特征变量作为进入模型的变量。结合多

元线性逐步回归、地理加权回归模型、kNN 模型和随机森林模型分别建立反演模型, 发现利用 Pearson 相关系数法进行特征变量选择的最终模型结果的精度整体优于随机森林法。

2) Landsat 8 OLI 影像用于生物量反演的最佳变量为 SR_{51} 、RGVI 和 SR_{627} 。利用 Landsat 8 影像光谱信息提取植被指数, 植被指数中包括单波段植被指数、两波段比值、三波段比值及 7 个常用植被指数等, 共 161 个植被指数作为模型变量, 计算所有变量与生物量之间的 Pearson 相关系数。相关性系数最高的前 5 个因子为 SR_{627} 、 SR_{637} 、 SR_{647} 、 SR_{64} 、 SR_{213} , 分别为 0.776、0.761、0.730、0.702 和 0.657。结合 VIF 指数, 最终选取 SR_{51} 、RGVI 和 SR_{627} 作为模型变量。

3) 随机森林模型预测效果优于其他 3 个模型。在所有通过 Landsat 8 OLI 影像建立的 4 种模型中, 随机森林模型模型拟合度最高, 误差最小, 预测精度最好。随机森林模型决定系数 R^2 最高, 为 0.72, RMSE=8.12, EA=76.54%; 线性逐步回归模型次之, R^2 为 0.65, RMSE=9.01, EA=72.88%; kNN 回归模型的 R^2 为 0.59, RMSE=9.75, EA=74.89%; 地理加权回归模型最差, R^2 为 0.58, RMSE=13.75, EA=53.95%。

4) 随机森林模型生物量反演结果与研究区实际生物量情况分布一致。研究区西北部及中部、北部地区人为活动较多, 植被分布稀疏, 生物量分布较少; 东南部及整个南部地区植被生长情况较好, 生物量分布较多。整个研究区反演结果较好, 能满足反演需求。

参考文献:

- [1] 徐伟义, 金晓斌, 杨绪红, 等. 中国森林植被生物量空间网格化估计 [J]. 自然资源学报, 2018, 33(10): 1725-1741.
- [2] ZHANG Y, SCHAUER J J, ZHANG Y, *et al.* Correction to characteristics of particulate carbon emissions from real-world Chinese coal combustion.[J]. Environmental Science & Technology, 2017, 42(14): 5068-5073.
- [3] ELLIS E C. Ecology in an anthropogenic biosphere[J]. Ecological Monographs, 2016, 85(3): 287-331.
- [4] 邱书志, 薄乖民, 丁骞, 等. 白龙江林区森林植被碳储量和碳汇功能研究 [J]. 中南林业科技大学学报, 2018, 38(1): 88-93.
- [5] 王冬至, 张冬燕, 蒋凤玲, 等. 三个主要树种单木生物量及其器官分配模型 [J]. 自然资源学报, 2018, 33(8): 1390-1401.
- [6] 孙世泽, 汪传建, 尹小君, 等. 无人机多光谱影像的天然草地生物量估算 [J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 848-856.
- [7] 刘浩, 张峥男, 曹林. 机载激光雷达森林垂直结构剖面参数的

- 沿海平原人工林分特征反演[J]. 遥感学报, 2018, 22(5): 872-888.
- [8] 董利虎, 李凤日. 大兴安岭东部天然落叶松林可加性林分生物量估算模型[J]. 林业科学, 2016, 52(7): 13-21.
- [9] 何兴元, 任春颖, 陈琳, 等. 森林生态系统遥感监测技术研究进展[J]. 地理科学, 2018, 38(7): 997-1011.
- [10] TRISTAN R H, NICHOLAS C, PETER L. Unmanned aerial systems for precision forest inventory purposes: A review and case study[J]. Forestry Chronicle, 2017, 93(1): 71-81.
- [11] CROSBY M K, MATNEY T G, SCHULTZ E B, *et al.* Consequences of landsat image strata classification errors on bias and variance of inventory estimates: A forest inventory case study[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016(99): 1-9.
- [12] FENG Z, CHEN Y, HAKALA T, *et al.* Range calibration of airborne profiling radar used in forest inventory[C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2016: 6672-6675.
- [13] EDELMAN B, LUCA M, SVIRSKY D. Racial discrimination in the sharing economy: evidence from a field experiment[J]. American Economic Journal Applied Economics, 2017, 9(2): 1-22.
- [14] AVITABILE V, HEROLD M, HEUVELINK G B M, *et al.* An integrated pan-tropical biomass map using multiple reference datasets[J]. Global Change Biology, 2016, 22(4): 1406-1420.
- [15] BELGIU M, DRĂGUTĂ L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2016, 114: 24-31.
- [16] 汪康宁, 马婷, 吕杰. 基于随机森林算法的凉水自然保护区蓄积量反演研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2016, 36(5): 125-129, 157.
- [17] 胡凯龙, 刘清旺, 李世明, 等. 运用融合纹理和机载 LiDAR 特征模型估测森林地上生物量[J]. 东北林业大学学报, 2018, 46(1): 52-57.
- [18] 张伟, 陈蜀蓉, 侯平. 基于 Landsat 5 TM 遥感影像估算江山市公益林生物量[J]. 西部林业科学, 2016, 45(1): 105-111.
- [19] 孙雪莲, 舒清态, 欧光龙, 等. 基于随机森林回归的不同龄组思茅松人工林生物量遥感估测[J]. 广东农业科学, 2015, 42(15): 148-153, 193.
- [20] 罗朝沁, 林辉, 孙华, 等. 基于 MODIS 影像大尺度森林资源信息提取方法研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2015, 35(11): 21-26, 42.
- [21] 徐晓雨, 孙华, 王广兴, 等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 的康保县叶面积指数遥感反演研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2018, 38(1): 43-48.
- [22] 李海奎. 中国森林植被生物量和碳储量评估[M]. 北京: 中国林业出版社, 2010.
- [23] 张雅, 尹小君, 王伟强, 等. 基于 Landsat 8 OLI 遥感影像的天山北坡草地上生物量估算[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 1012-1021.
- [24] 徐婷, 曹林, 余光辉. 基于 Landsat 8 OLI 的特征变量优化提取及森林生物量反演[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2): 226-234.
- [本文编校: 吴 彬]