

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.08.036

基于 PSO - LSSVM 的森林地上生物量估测模型

杨 柳^{1,2} 孙金华³ 冯仲科¹ 岳德鹏¹ 杨立岩¹

(1. 北京林业大学精准林业北京市重点实验室, 北京 100083; 2. 平顶山学院旅游与规划学院, 平顶山 467000;
3. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083)

摘要: 为提高森林地上生物量估测精度, 从建模因子和建模方法出发, 提出了一种综合考虑影像纹理特征、地形特征、光谱特征的粒子群优化最小二乘支持向量机生物量估测方法。以松山自然保护区为研究区域, 以资源三号遥感卫星数据为数据源, 配合 194 块调查样地实测数据、森林资源二类调查数据、数字高程模型数据, 通过分析 46 个特征变量与森林地上生物量间的 Pearson 相关性, 进行特征变量优化提取, 建立 PSO - LSSVM 模型并在 Matlab 2014a 上编程实现。以决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 为指标, 对比分析了 PSO - LSSVM 和多元线性回归地上生物量模型精度。研究表明: PSO - LSSVM 模型在针叶林、阔叶林、灌木林 3 种类型中预测决定系数分别为 0.867、0.853、0.842, 比多元线性回归模型分别提高了 23.15%、19.13%、14.40%。PSO - LSSVM 地上生物量模型具有良好的自学能力和自适应能力, 它取代了传统的遍历优化方法, 在全局优化及收敛速度方面具有较大优势, 预测精度较高。

关键词: 森林地上生物量; 粒子群算法; 最小二乘支持向量机; 估测模型

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)08-0273-07

Estimation Model of Forest Above-ground Biomass Based on PSO - LSSVM

Yang Liu^{1,2} Sun Jinhua³ Feng Zhongke¹ Yue Depeng¹ Yang Liyan¹

(1. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. College of Tourism and Planning, Pingdingshan University, Pingdingshan 467000, China

3. College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of forest above-ground biomass estimation, constructed from modeling factor selection and modeling aspects, a PSO - LSSVM biomass estimation method was proposed by considering comprehensive of the image texture features, topographical features, spectral features. Selecting Songshan Nature Reserve as study area, with the data sources from ZY - 3 satellite remote sensing image, the measured data of 194 survey plots, forest resource inventory data, and the digital elevation model data, the Pearson correlation relationship was analyzed between 46 feature variables and forest above-ground biomass. With the optimal feature extraction variables chosen, the PSO - LSSVM model was established in Matlab 2014a. The determination coefficient (R^2) and root mean square error (RMSE) were taken for comparative analysis of the accuracy of PSO - LSSVM model and multiple linear regression model. The results showed that the prediction accuracies (R^2) of PSO - LSSVM model in coniferous forest, broadleaf forest and shrub were 0.867, 0.853 and 0.842, which were improved by 23.15%, 19.13% and 14.40% compared with the multiple linear regression model, respectively. The PSO - LSSVM model had self-study ability and adaptive capability, it can replace the traditional traversal

收稿日期: 2016-03-29 修回日期: 2016-05-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(41371001)、北京市科技专项项目(Z15110000161596)、北京林业大学青年教师科学研究中长期项目(2015ZCQ-LX-01)和平顶山学院青年科研基金项目(PDSU-QNJJ-2013007)

作者简介: 杨柳(1984—),男,博士生,平顶山学院讲师,主要从事 3S 技术应用研究, E-mail: yangliutj@163.com

通信作者: 冯仲科(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事精准林业研究, E-mail: fengzhongke@126.com

optimization method, and it had great advantages on global optimization and convergence rate with small sample volume requirement and high precision accuracy.

Key words: forest above-ground biomass; PSO; LSSVM; estimation model

引言

森林生物量估测研究是陆地生态系统碳循环和碳动态变化分析的基础,是揭示全球变暖机理和制定可持续发展战略的重要依据。地面调查是估算地上生物量的主要方法,通过测算树木的树高、胸径、冠长率、圆满度、投影比等测树因子,根据异速生长方程计算生物量。然而,地面调查方法耗时费力、效率低,且只能用于小范围现存生物量和林分生物量的估测。近些年,利用遥感影像配合少量地面调查数据,建立以像元为单位的森林生物量反演方法逐步得到应用与发展^[1-3]。多数研究只考虑遥感影像光谱特征或地形特征。一些学者发现多光谱或全色波段在某些窗口下与森林生物量之间存在着明显的相关性^[4]。以往模型多采用线性回归方法,但线性回归模型无法刻画建模因子与因变量之间的复杂关系,建模精度不高。最小二乘支持向量机(Least square support vector machine, LSSVM)是近年来提出的一种非线性系统建模方法,它所需要的训练样本数量小,并能以较高精度逼近非线性系统,目前,已经广泛应用于多个领域^[5-8]。但由于其精度很大程度上依赖于惩罚因子和核函数参数的选择,因此,确定合适的参数是利用 LSSVM 进行建模时要考虑的关键问题,然而参数在实际应用中多源于经验,这可能因参数选择不当使其预测精度不高。粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)是一种新型的全局优化算法,具有局部搜索能力强、收敛速度快、参数设置简单等优点,广泛应用于求解非线性模型参数优化问题^[9-13]。本文从建模因子选择和建模方法构建出发,提出一种综合考虑影像纹理特征、地形特征、光谱特征的粒子群优化最小二乘支持向量机生物量估测方法。以我国最新自主研发的资源三号卫星数据为数据源,配合 194 块样地生物量实测数据,基于该模型分林型建立森林地上生物量模型。

1 数据获取与预处理

1.1 研究区概况

松山自然保护区位于北京市延庆县西北部,如图 1 所示,距北京市区 90 km,地理坐标为 115°43'44"~115°50'22"E,40°29'9"~40°33'35"N,保护区总面积为 4 671 hm²,海拔高度在 695~2 190 m 之间,属于暖温带大陆性季风气候,年平均气温为 8.5℃,

平均日照为 2 836.3 h,年平均降水量为 493 mm。海拔起伏较大,气候垂直分带性比较明显。保护区森林覆盖率为 87.65%,林木绿化率为 94.78%。主要乔木有油松、栎类、桦树、核桃楸等,灌木有荆条、六道木等。保护区内阔叶林地占 3 459.80 hm²,针叶林地占 422.58 hm²,灌木林地占 626.07 hm²。



图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of study area

1.2 地面调查数据

根据森林资源二类调查数据、林相图、Google Earth 遥感影像等资料,结合对研究区域现场踏勘,本次实验共设置调查样地 194 个,其中乔木样地 149 个(针叶林样地 52 个,阔叶林样地 97 个),灌木林样地 45 个。调查时间为 2014 年 9—12 月。为保证样地数据和影像数据的高精度匹配并满足生物量估算建模的需要,样地选在小班地表覆盖均质的地段。乔木林样方面积统一设置为 10 m × 10 m,调查方法为每木检尺,在样地中心位置,采用差分 GPS 记录样地的坐标和海拔高度,导入 ArcGIS 软件如图 2 所示。调查记录内容包括树种、每木胸径、树高、冠幅、观测木在每个样地中的相对坐标。单木材积为

$$V_j = g_{1.3}(h+3)f, \quad (1)$$

式中 V_j ——第 j 棵计数木的材积

$g_{1.3}$ ——胸高断面面积

h ——计数木树高

f ——实验形数

依据异速生长方程,将森林蓄积量转换为生物量。松山自然保护区主要树种生物量转换公式为

$$B = \begin{cases} 0.6129V + 26.1451 & (\text{侧柏}) \\ 0.755V + 5.0928 & (\text{油松}) \\ 0.9644V + 0.8485 & (\text{桦木}) \\ 1.3288V - 3.8999 & (\text{栎树}) \\ 0.4754V + 30.6034 & (\text{杨树}) \\ 0.46216V + 12.8256 & (\text{其他树种}) \end{cases}$$

式中 B ——生物量, kg/hm^2
 V ——蓄积量, m^3/hm^2

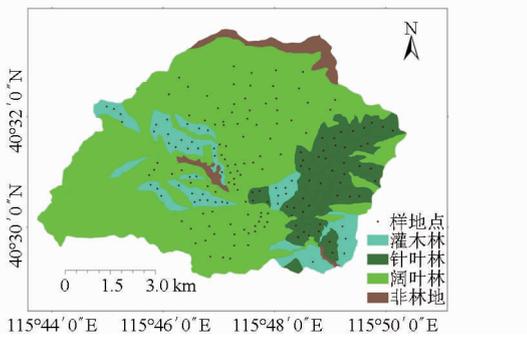


图 2 生物量样地实测点分布图

Fig. 2 Distribution map of biomass survey points

灌木样地和草地生物量采用收获法获得, 每个样地随机设置 4 个 $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ 个样方, 在野外将样本灌木地上部分刈割, 分新枝、老枝、干、皮、枝、叶、花、果等器官测的鲜质量 (W_1), 并取各级器官样品称鲜质量 (W_2), 将样品带回实验室在 85°C 的通风干燥箱内干燥至绝对干质量, 并称量 (W_3), 则样品含水率为

$$P = 1 - \frac{W_3}{W_2} \quad (2)$$

各级器官的生物量为

$$W = W_1 (1 - P) \quad (3)$$

各级器官的生物量相加便得灌木地上部分生物量, 对草的生物量测量使用同样的方法。根据 4 个样方的平均值计算样地单位面积的地上生物量。

1.3 光谱数据

以资源三号卫星数据为数据源。该卫星共搭载 4 台相机, 包括 1 台 2.1 m 分辨率的全色相机, 2 台 3.6 m 分辨率的全色相机按照前视、后视方式排列, 进行立体成像, 1 台 5.8 m 分辨率的多光谱相机, 多光谱影像包括蓝、绿、红和近红外 4 个波段。利用 ENVI 5.3 借助资源三号卫星传感器辐射定标参数对原始影像进行辐射定标, 将原始影像灰度转换为像元辐射亮度, 然后利用 FLAASH 模型对影像进行大气校正, 将辐射亮度转换为地表真实反射率, 最后依据研究区域部分 QuickBird 影像对资源三号影像进行几何精校正, 误差控制在 0.1 个像元内。利用 3 次卷积法对图像进行重采样, 重采样为 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 分辨率。

1.4 纹理数据与地形数据

利用光学卫星进行森林生物量反演, 影像的光谱信号会受植被条件和阴影的影响, 不同高度树木之间的相互遮挡会增强影像色调的空间变化, 影像纹理可以反映空间变化信息, 能够解决影像色调饱和问题。增大生物量的估算区间, 提高估算精度^[14]。采用灰度共生矩阵方法计算纹理特征统计

量。各变量计算公式如下:
 均值

$$M_{EA} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n iP(i, j)$$

方差

$$V_{AR} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - u)^2 P(i, j)$$

熵值

$$E_{NT} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) \ln P(i, j)$$

二阶矩

$$S_M = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j)^2$$

对比度

$$C_{ON} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - j)^2 P(i, j)$$

协同性

$$H_{OM} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) / [1 + (i - j)]^2$$

相关性

$$C_{OR} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P(i, j) (i - n) (j - n)}{\sqrt{(i - n)^2} \sqrt{(j - n)^2}}$$

相异性

$$D_{IS} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |i - j| P(i, j)$$

将资源三号卫星多光谱波段和全波段数据进行融合, 利用 ENVI 中 Co-occurrence measures 工具进行纹理特征提取。参考前人研究^[15], 执行时设置窗口大小为 5×5 , 步长为 (1, 1)。得到 B1、B2、B3、B4 波段下 8 个纹理特征共计 32 幅纹理影像。

由于资源三号卫星三线阵立体相机可以实现同轨成像, 前视和后视相机配合, 能产生立体像对。本实验利用 ENVI 5.3 中的 DEM Extraction 模块, 借助 RPC 模型, 利用软件自动选取连接点, 对这些连接点逐一进行检查与手工编辑, 最后将 DEM 图像的平面分辨率设置为 5.8 m , 重采样为 10 m , 细节显示水平设置为最高级 7 级导出。利用 ArcGIS 10.2 表面分析工具提取坡度、坡向等地形特征信息。

2 研究方法与结果

鉴于森林地上生物量与影像光谱特征、纹理特征、地形特征之间复杂的非线性关系, 研究选取粒子群算法优化最小二乘支持向量机模型建模, 并选取多元线性回归方法进行对比分析。在 Matlab 中 randperm 函数分别选择 31、58、27 块针叶林、阔叶林、灌木林样地数据用于建模, 剩余样地进行精度验

证分析。为了消除量纲对模型精度的影响,将因变量和自变量数据利用 mapminmax 函数进行归一化处理。

2.1 建模因子优化与提取

采用光谱因子、纹理因子、地形因子联合参与建模,其中光谱因子为资源三号波段值 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 及其线性组合 B_2/B_3 、 B_4/B_3 、 $(B_2 - B_3)/B_4$ 、 $(B_2 - B_3)/(B_2 + B_3)$ 、 $(B_4 - B_3)/(B_4 + B_3)$ 、 $B_4 - B_3$ 、

$\frac{2.5(B_4 - B_3)}{B_4 + 6B_4 - 7.5B_1 + 1}$ 、地形因子为以 DEM 提取的坡度 s 、坡向 a 、高程 h 、纹理因子为全色波段与多光谱波段融合后提取的 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 纹理影像共计 32 个。以森林地上生物量为因变量,以上 46 个因子为自变量,进行偏相关分析,取 $P < 0.05$, F 检验通过的变量组合为此次建模采用的因子。最终选择参与建模的因子与相关系数如表 1 所示。

表 1 森林地上生物量与建模因子间的相关性

Tab.1 Correlation of forest above-ground biomass and modeling factors

变量	针叶林 ($n=52$)		阔叶林 ($n=97$)		灌木林 ($n=45$)	
	变量描述	相关系数	变量描述	相关系数	变量描述	相关系数
X_1	B_1	0.215**	B_1	0.234**	B_1	0.239**
X_2	B_2	0.152*	B_2	0.142*	B_2	0.134*
X_3	B_3	0.331**	B_3	0.278**	B_3	0.362**
X_4	B_4/B_3	0.233**	B_4/B_3	0.219**	B_4/B_3	0.281**
X_5	$B_2 + B_3 + B_4$	0.354**	$B_2 + B_3 + B_4$	0.317**	$B_2 + B_3 + B_4$	0.324**
X_6	$B_4 - B_3$	0.189*	$B_4 - B_3$	0.124*	$B_4 - B_3$	0.119*
X_7	$(B_4 - B_3)/(B_4 + B_3)$	0.462**	$(B_4 - B_3)/(B_4 + B_3)$	0.478**	$(B_4 - B_3)/(B_4 + B_3)$	0.481**
X_8	B_{1MEA}	0.259**	B_{1DIS}	0.241**	B_{1CON}	0.427**
X_9	B_{2VAR}	0.312**	B_{3SM}	0.314**	B_{2DIS}	0.314**
X_{10}	B_{4SM}	0.307**	B_{4CON}	0.221**	B_{3VAR}	0.243**
X_{11}	$\ln h$	-0.248**	$\ln h$	-0.185*	$\ln h$	-0.159*
X_{12}	s	-0.317**	s	-0.273**	s	-0.324**

注: * 和 ** 分别表示差异性达到显著 ($P < 0.05$) 和极为显著 ($P < 0.01$) 水平, n 为变量个数。

2.2 建模方法与结果

2.2.1 粒子群优化最小二乘支持向量机模型

支持向量机是针对分类和回归问题,为研究小样本条件下机器学习规律而提出的通用学习算法^[16]。最小二乘支持向量机是支持向量机的一种扩展。它利用结构风险最小化原则,采用最小二乘线性系统代替传统的支持向量机解决回归分类问题,降低计算复杂性,提高求解速度。将经验风险由一次方变为二次方,用等式约束代替不等式约束。在权空间可描述为

$$\min J(\omega, b, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (4)$$

式中 ω ——权向量 γ ——正则化参数

e_i ——误差向量 b ——偏置量

LSSVM 的预测函数为

$$y(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x, x_i) + b \quad (5)$$

本文选定的径向基 (RBF) 核函数为核函数

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2) / \sigma^2 \quad (6)$$

最小二乘支持向量机模型中,主要参数为核函数参数 σ 和惩罚参数 C , 2 个参数对模型的泛化能力和学习能力有很大的影响^[17]。本文利用改进的粒子群算法来优化 σ 和 C , 在一定程度上减少了主

观经验选择的盲目性,提高其预测精度。其原理为在粒子群算法中,向量 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]^T$, 代表第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置,也代表问题的一个潜在解。根据目标函数即可计算出每个粒子的位置 x_i 对应的适应度。 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]^T$ 代表第 i 个粒子的速度。 $P_i = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id}]^T$ 为 i 的个体值。种群的全局极值为 $P_g = [P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd}]^T$, 在每一次的迭代过程中,粒子通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置^[17]。更新公式为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (7)$$

$$P_{id}^k - x_{id}^k = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (d=1, 2, \dots, D; i=1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

式中 k ——当前迭代次数

v_{id} ——粒子速度

c_1, c_2 ——非负的常数,称为加速度因子

r_1, r_2 ——分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数

为防止粒子的盲目搜索,将其位置和速度限制在一定的区间 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 、 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 。在进化初期,希望粒子具有较好的探索能力,随着迭代次数的增加,在进化后期,希望粒子具有较好的开发能力^[18]。在粒子群算法中, c_1 和 c_2 分别为自我和社会学习因子,本文采用动态调整自我学习因子 c_1 和社

会学习因子 c_2 。具体调整策略为

$$\begin{cases} c_1 = (c_{1e} - c_{1s}) \frac{k}{k_{\max}} + c_{1s} \\ c_2 = (c_{2e} - c_{2s}) \frac{k}{k_{\max}} \end{cases} \quad (9)$$

式中 c_{1s} 、 c_{1e} 、 c_{2s} 、 c_{2e} —— c_1 和 c_2 的初始值和最终值
 k_{\max} ——最大迭代次数

利用粒子群优化最小二乘支持向量机,定义目标函数

$$\min f(C, \sigma) = \sum_{i=1}^m (x_i - \hat{x}_i)^2$$

$(C \in [C_{\min}, C_{\max}], \sigma \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]) \quad (10)$

式中 x_i ——第 i 个已知样本的输出值

\hat{x}_i ——第 i 个样本的最小二乘支持向量机模型的预测值

x_i 可由式(6)计算得到。最小二乘支持向量机模型参数优化的思想是通过迭代算法搜索一组参数 (C, σ) , 使式(10)目标函数达到最小。改进粒子群算法,将定义域内一组参数序列 (C, σ) 作为式(10)的最优参数。具体实现步骤如下:

(1)输入样地实测森林生物量数据作为测试样本集,以优化特征变量为训练样本集。

(2)设置模型相关参数,根据优化参数的优化范围初始化粒子位置与速度。每个粒子在 D 维搜索空间中对应于 LSSVM 的一组核函数参数 σ 和惩罚参数 C 。由参数和步骤(1)里面输入的训练样本建立 LSSVM 的预测函数如式(4)所示。

(3)由式(10)计算每个粒子的适应度值。设置适应度函数为模型预测结果的均方误差。

(4)判断是否迭代终止条件,满足,则迭代结束输出最优参数 (C, σ) ,转向步骤;否则继续执行步骤(5)。

(5)按式(7)、式(8)、式(9)更新粒子的位置和速度。然后返回步骤(3)。

(6)利用得到的最优参数 (C, σ) 和训练样本建立粒子群优化最小二乘支持向量机地上生物量预测模型。上述优化过程的结束条件为模型预测结果均方误差为零或粒子迭代次数达到设定值。将优化结束之后得到的粒子群最优位置 (C, σ) 赋予 LSSVM 利用测试样本重建回归模型,得到测试样本的模型预测结果。

在 Matlab 2014a 上使用 LSSVM 工具箱并编程实现粒子群优化最小二乘支持向量机森林地上生物量估测模型。具体参数如下:设置粒子群维数为 2,每维粒子群中粒子的数目为 30 个,最大迭代次数 N 为 100,设置学习因子 $c_1 = 1.5$, $c_2 = 1.7$, 进化次数设置为 300,随机初始化各粒子的位置为: x_{i0} ($x_{i0} = (x_{\max} - x_{\min}) \text{rand}(1, 1) + x_{\min}$),随机初始化各粒子速度为 v_{i0} ($v_{i0} = v_{\max} \text{rand}(1, 1)$),初始化惯性权重因子 ω_0 为 1.0。分别针对针叶林、阔叶林、灌木林建立相关模型,并以决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 评价其精度。PSO-LSSVM 分林型模型精度如表 2 所示。

表 2 PSO-LSSVM 地上生物量模型精度

Tab. 2 Accuracy of above-ground biomass with PSO-LSSVM model

林型	R^2	调整 R^2	P
针叶林	0.882	0.708	0.000 1
阔叶林	0.891	0.785	0.000 1
灌木林	0.907	0.812	0.000 1

以针叶林、阔叶林、灌木林地上生物量为实测值,采用 PSO-LSSVM 森林地上生物量模型获取预测值,将预测值与实测值进行回归拟合,相关关系如图 3 所示。

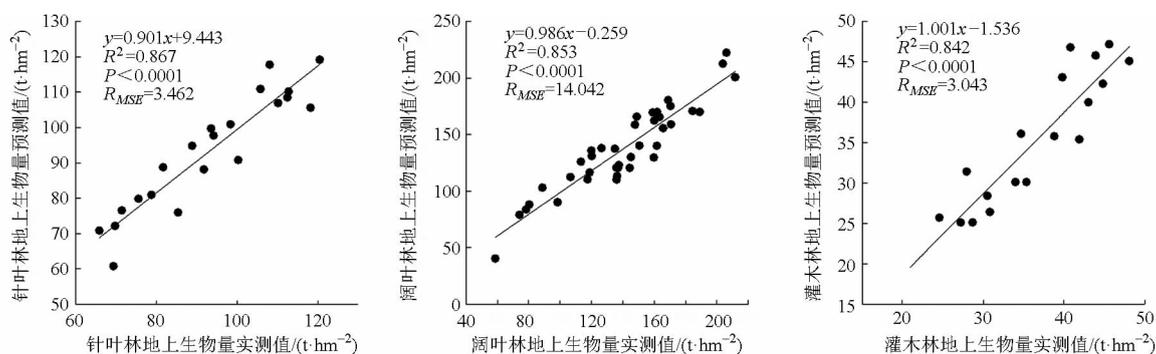


图 3 地上生物量实测值与 PSO-LSSVM 模型预测值关系

Fig. 3 Relationships of measured above-ground biomass values and predicted values with PSO-LSSVM

2.2.2 多元线性回归模型

以通过偏相关分析得到的 7 个光谱因子、3 纹理因子、2 地形因子为自变量,以对应像元样地实测

生物量数据为因变量,对 12 个因子采用强行进入方式进行多元回归建模。针叶林、阔叶林、灌木林生物量最终拟合方程为

$$B_1 = 2763.843 - 41.062x_1 + 260.795x_2 + 957.126x_3 - 730.188x_4 - 89.728x_5 - 60.994x_6 - 233.883x_7 - 0.052x_8 - 1.758x_9 + 1.435x_{10} - 213.124x_{11} + 149.421x_{12} \quad (11)$$

$$B_2 = 144.446 - 13.504x_1 - 7.725x_2 + 19.516x_3 + 1000.578x_4 - 76.865x_5 - 52.009x_6 + 161.878x_7 - 0.016x_8 + 0.082x_9 - 78.154x_{10} - 200.474x_{11} + 168.258x_{12} \quad (12)$$

$$B_3 = 2266.795 - 39.566x_1 - 199.148x_2 - 0.489x_3 + 227.667x_4 - 5.24x_5 - 13.822x_6 - 47.027x_7 - 0.035x_8 + 0.233x_9 + 0.943x_{10} - 13.327x_{11} - 221.046x_{12} \quad (13)$$

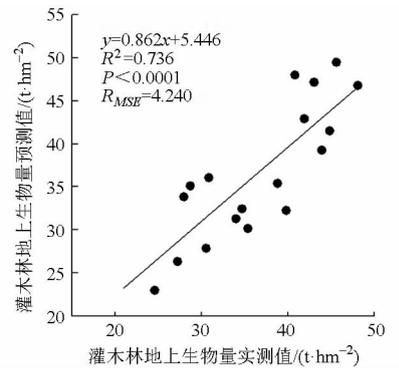
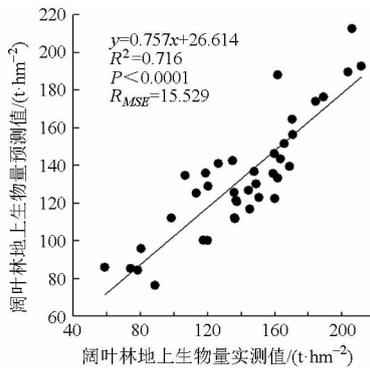
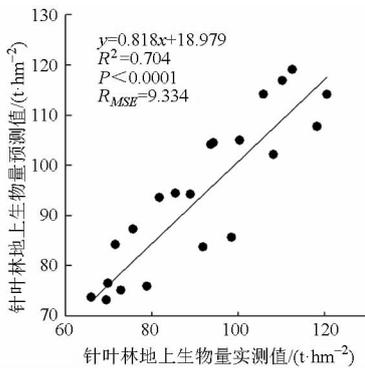


图4 地上生物量实测值与多元线性回归模型预测值关系

Fig.4 Relationships of measured aboveground biomass values and predicted values with multiple linear regression

2.3 对比与讨论

表1 偏相关分析表明了针叶林、阔叶林、灌木林3种类型生物量实测值与各建模因子之间的相关关系。从中可以看出,所构建的12个建模因子与生物量实测值间相关系数都大于0.1, P 都小于0.05,可以认为各林型地上生物量实测值与建模因子之间没有显著性差异,说明利用这些变量进行森林地上生物量预测建模是可行的。本次实验引入了纹理特征,但从表1中可以看出,不同林型生物量对资源三号多光谱波段的8个纹理特征响应是不同的。对针叶林生物量影响较大的是波段 B_1 的均值、 B_2 的方差、 B_4 的二阶矩。阔叶林影响较大的是 B_1 的相异性、 B_3 的二阶矩、 B_4 的对比度。混交林影响较大的是 B_1 的对比度、 B_2 的相异性、 B_4 的均值。在各波段纹理特征中,MEA、VAR、COM、SM与生物量之间的关联较紧密。在地形因子中,地形特征中的坡向 a 与3种类型的生物量的相关性都很弱,所以没有参与建模。而坡度 s 和高程 h 对森林生物量的影响相对较大并且都与生物量呈负相关关系,这与森林生长的实际情形基本一致,通常处于越陡峭、海拔越高立地条件的森林其生长状况越差,生物量较小。

从表2、表3中可以看出,针叶林、阔叶林、灌木林地上生物量 PSO-LSSVM 训练模型决定系数依

多元线性回归模型分林型精度如表3所示。

表3 多元线性回归地上生物量模型精度
Tab.3 Accuracy of above-ground biomass with multiple linear regression model

林型	R^2	调整 R^2	P
针叶林	0.732	0.616	0.000 1
阔叶林	0.719	0.589	0.000 1
灌木林	0.688	0.537	0.000 1

将测试集的预测结果与对应林型生物量实测值进行回归拟合,利用 SigmaPlot 12.5 软件绘制预测值与实测值相关关系如图4所示。

次为 0.882、0.891、0.907,高于多元线性回归方法的 0.732、0.719、0.688。说明 PSO-LSSVM 地上生物量估测模型能够较好的表达影像光谱特征、纹理特征、地形特征与对应生物量之间的复杂关系。与以往只用光谱因子、地形因子的方法比较,模型精度有了一定的提高^[19-20]。从图3、图4可看出 PSO-LSSVM 模型在预测精度方面,针叶林、阔叶林、灌木林决定系数依次为 0.867、0.853、0.842,比多元线性回归模型提高了 23.15%、19.13%、14.40%,且均方根误差也都高于同林型的多元线性回归模型。PSO-LSSVM 地上生物量估测模型,精度较高,比较适合地面实测调查量较小时的预测建模。同时,由于加入了粒子群算法对最小二乘支持向量机的核函数参数 σ 和惩罚参数 C 进行了优化,PSO-LSSVM 模型具有较好的泛化能力,预测性能趋于稳定,迭代收敛速度较快。

3 结论

(1)在建模因子选取上,采用光谱、地形、纹理联合反演建模,可以适当提高地上生物量估测模型精度。特别是加入了纹理特征的,可以减少地形阴影对地上生物量的影响。基于灰度共生矩阵的纹理测度在刻画森林空间分布形态上是非常有效的,在

8 个纹理测度中, 均值、方差、对比度相对其他特征而言在刻画森林空间形态上有良好的性能, 针叶林、阔叶林、灌木林 3 个林型中它们都出现并且具有一定的解释生物量变动的能力。但在本研究中, 由于资源三号卫星只有 4 个多光谱波段, 光谱因子有限, 且只能反映树冠表层信息, 影响了模型的精度。

(2) 利用相同的建模样本数据和检验数据, 采用粒子群优化最小二乘支持向量机和多元线性回归方法进行森林生物量遥感预测模型的建模实验。独立样本检验结果表明, 多元线性回归方法的相对误

差较大, PSO-LSSVM 地上生物量估测模型精度较高, 具有较强的自学习能力、自适应能力、和泛化能力。多元线性逐步回归估测法是以大数定律作为理论基础的, 只有当样本数目趋近于无穷大时, 样本的规律才能被统计出来, 而在样本有限的情况下, 模型会发生过学习现象。PSO-LSSVM 是非参数化的方法, 它是利用已知样本建立非线性模型, 具有较强的全局搜索和局部寻优能力, 比较适合于样本较少的模型估测问题。

参 考 文 献

- 1 李虎, 慈龙骏, 方建国, 等. 新疆西天山云杉林生物量的动态监测[J]. 林业科学, 2008, 44(10): 14-19.
LI Hu, CI Longjun, FANG Jianguo, et al. Dynamic monitoring of *Picea schrenkiana* forest biomass in west Tianshan mountain region of Xinjiang [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2008, 44(10): 14-19. (in Chinese)
- 2 王光华, 刘琪璟. 基于 TM 影像估算北京山区乔木林生物量[J]. 福建林学院学报, 2012, 32(2): 120-124
WANG Guanghua, LIU Qijing. Estimating arbor forest biomass in mountainous terrain in Beijing using landsat TM data [J]. Journal of Fujian College of Forestry, 2012, 32(2): 120-124. (in Chinese)
- 3 宋巍巍, 管东生, 王刚. 地形对植被生物量遥感反演的影响——以广州市为例[J]. 生态学报, 2012, 32(23): 7440-7451.
SONG Weiwei, GUAN Dongsheng, WANG Gang. Influence of terrain on plant biomass estimates by remote sensing: a case study of Guangzhou [J]. China Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(23): 7440-7451. (in Chinese)
- 4 刘俊, 毕华兴, 朱沛林, 等. 基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估测[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 245-254.
LIU Jun, BI Huaxing, ZHU Peilin, et al. Estimating stand volume of *xylosma racemosum* forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 245-254. (in Chinese)
- 5 刘双印, 徐龙琴, 李振波, 等. 基于 PCA-MCAFA-LSSVM 的养殖水质 pH 值预测模型[J]. 农业机械学报, 2014, 45(5): 239-246.
LIU Shuangyin, XU Longqin, LI Zhenbo, et al. Forecasting model for pH value of aquaculture water quality based on PCA-MCAFA-LSSVM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5): 239-246. (in Chinese)
- 6 MALL R, SUYKENS J A K. Very sparse lssvm reductions for large-scale data [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(5): 1086-1097.
- 7 何东健, 陈煦, 任嘉琛, 等. 土壤速效磷含量近红外光谱田间快速测定方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 152-157.
HE Dongjian, CHEN Xu, REN Jiachen, et al. Detection of soil available P content based on near infrared spectra [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 152-157. (in Chinese)
- 8 李玉军, 汤晓君, 刘君华. 基于粒子群优化的最小二乘支持向量机在混合气体定量分析中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(3): 774-778.
LI Yujun, TANG Xiaojun, LIU Junhua. Application of least square support vector machine based on particle swarm optimization in quantitative analysis of gas mixture [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(3): 774-778. (in Chinese)
- 9 唐斌, 江浩斌, 陈龙, 等. 基于改进型 PSO 算法的汽车转阀参数优化[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 319-326.
TANG Bin, JIANG Haobin, CHEN Long, et al. Optimization of rotary valve parameters based on improved PSO algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 319-326. (in Chinese)
- 10 陈满, 鲁伟, 汪小岳, 等. 基于模糊 PID 的冬小麦变量追肥优化控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(2): 71-76.
CHEN Man, LU Wei, WANG Xiaochan, et al. Design and experiment of optimization control system for variable fertilization in winter wheat field based on fuzzy PID [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 71-76. (in Chinese)
- 11 VENKAIAH C, KUMAR D M V. Fuzzy PSO congestion management using sensitivity-based optimal active power rescheduling of generators [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2011, 6(1): 32-41.
- 12 SEVIS D, SENEL K, Denizhan Y. A knowledge-supported improvement of the PSO method [J]. Compel—the International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 2013, 32(3): 821-833.
- 13 焦有权, 赵礼曦, 邓欧, 等. 基于支持向量机优化粒子群算法的活立木材积测算[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 160-167.
JIAO Youquan, ZHAO Lixi, DENG Ou, et al. Calculation of live tree timber volume based on particle swarm optimization and support vector regression [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(20): 160-167. (in Chinese)

- 26 WU W, YANG P, TANG H, et al. Characterizing spatial patterns of phenology in cropland of China based on remotely sensed data[J]. *Agricultural Sciences in China*, 2010, 9(1): 101 - 112.
- 27 朱孝林,李强,沈妙根,等. 基于多时相 NDVI 数据的复种指数提取方法研究[J]. *自然资源学报*, 2008, 23(3): 534 - 544.
ZHU Xiaolin, LI Qiang, SHEN Miaogen, et al. A methodology for multiple cropping index extraction based on NDVI time-series [J]. *Journal of Natural Resources*, 2008, 23(3): 534 - 544. (in Chinese)
- 28 张喜旺,秦耀辰,秦奋. 综合季相节律和特征光谱的冬小麦种植面积遥感估算[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(8): 154 - 163.
ZHANG Xiwang, QIN Yaochen, QIN Fen. Remote sensing estimation of planting area for winter wheat by integrating seasonal rhythms and spectral characteristics[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(8): 154 - 163. (in Chinese)
- 29 张荣群,王盛安,高万林,等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(增刊): 246 - 252.
ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(Supp.): 246 - 252. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 279 页)

- 14 陈玲,郝文乾,高德亮. 光学影像纹理信息在林业领域的最新应用进展[J]. *北京林业大学学报*, 2015, 37(3): 1 - 12.  
CHEN Ling, HAO Wenqian, GAO Deliang. The latest applications of optical image texture in forestry [J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2015, 37(3): 1 - 12. (in Chinese)
- 15 许章华,刘健,余坤勇. 纹理特征对松林郁闭度的判别能力研究[J]. *江西农业大学学报*, 2015, 37(6): 1016 - 1026.  
XU Zhanghua, LIU Jian, YU Kunyong. Discriminant abilities of textual features on pine forest canopy density [J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2015, 37(6): 1016 - 1026. (in Chinese)
- 16 烟贯发,张雪萍,王书玉,等. 基于改进的 PSO 优化 LSSVM 参数的松花江哈尔滨段悬浮物的遥感反演[J]. *环境科学学报*, 2014, 34(8): 2148 - 2156.  
YAN Guanfa, ZHANG Xueping, WANG Shuyu, et al. Remote-sensing retrieval of suspended solids based on improved PSO-LSSVM at the Harbin section of the Songhua River [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2014, 34(8): 2148 - 2156. (in Chinese)
- 17 FERNANDEZ-MARTINEZ J L, GARCIA-GONZALO E. Stochastic stability analysis of the linear continuous and discrete PSO models[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(3): 405 - 423.
- 18 FIROUZI B B, SADEGHI M S, NIKNAM T. A new hybrid algorithm based on PSO, SA, and K-means for cluster analysis[J]. *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, 2010, 6(7): 3177 - 3192.
- 19 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.  
TONG Huijie, FENG Zhongke, LUO Xu, et al. Correlations between forest biomass and remote sensing information [J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2007, 29(2): 156 - 159. (in Chinese)
- 20 王月婷,张晓丽,杨慧乔,等. 基于 Landsat 8 卫星光谱与纹理信息的森林蓄积量估算[J]. *浙江农林大学学报*, 2015, 32(3): 384 - 391.  
WANG Yueting, ZHANG Xiaoli, YANG Huiqiao, et al. Forest volume estimation based on spectral and textural information from the Landsat 8 satellite [J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2015, 32(3): 384 - 391. (in Chinese)