

基于 Landsat 8 卫星光谱与纹理信息的森林蓄积量估算

王月婷¹, 张晓丽¹, 杨慧乔², 王书涵¹, 白金婷¹

(1. 北京林业大学 省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083; 2. 北京林业大学 林学院, 北京 100083)

摘要: 以福建省将乐县国有林场为研究对象, 通过外业实地调查得到样地蓄积量; 以 Landsat 8 卫星遥感图像为数据源, 对遥感图像进行处理, 获取多光谱影像的波段光谱值、植被指数和波段组合值, 并筛选出全色波段的最优纹理生成窗口与纹理特征; 通过多元回归分析方法, 分别建立仅以光谱因子为自变量和结合光谱信息和纹理特征的蓄积量估测模型, 并比较两者之间的精度。实验结果表明: 光谱因子的多元线性回归方程的相关系数为 0.853, 联合光谱和纹理特征因子反演的多元回归方程的相关系数为 0.926。同时利用检验数据, 得出模型的预测精度: 光谱因子蓄积量的估算方程精度为 79.81%, 联合反演蓄积量的估算方程精度为 85.98%。研究表明: 引入纹理特征后蓄积量的预测精度得到一定程度的提高, 利用 Landsat 8 全色波段的纹理特征进行蓄积量估测具有良好的应用前景。图 3 表 6 参 22

关键词: 森林测计学; 蓄积量; Landsat 8; 波段光谱; 纹理信息; 估测模型

中图分类号: S758.4 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2015)03-0384-08

Forest volume estimation based on spectral and textural information from the Landsat 8 satellite

WANG Yueting¹, ZHANG Xiaoli¹, YANG Huiqiao², WANG Shuhan¹, BAI Jinting¹

(1. Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 2. Forestry College, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: On the Jiangle State Forest Farm of Fujian Province forest volume was obtained by field investigation and by Landsat 8 observations that utilized band spectral values, vegetation indexes, derivatives of bands, and optimal textural measurements derived from the panchromatic band using varied window sizes. Through multiple regression analysis, volume estimation models were produced with independent variables of 1) only spectral factors and 2) combined spectral factors and textural volume. Then, validation was conducted using field survey data to test and compare model prediction accuracy. Experimental results showed $R^2 = 0.7276$ for the spectrally based volume estimation model and $R^2 = 0.8575$ for the combined model. Model prediction accuracy was 79.8% for the single spectral based volume estimation model and 86.0% for the combined model. Therefore, the improved prediction accuracy using textural information from the panchromatic band with images of Landsat 8 for forest volume estimation and application of this procedure should be considered when determining forest volume. [Ch, 3 fig. 6 tab. 22 ref.]

Key words: forest mensuration; forest volume; Landsat 8 images; band spectra; texture information; estimation models

森林蓄积量是指森林中全部树木材积的总和, 是评价森林数量的一个重要指标^[1]。由于传统的一

收稿日期: 2014-07-17; 修回日期: 2014-11-03

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目(2012AA102001)

作者简介: 王月婷, 从事“3S”技术在资源环境中的应用。E-mail: 285942042@qq.com。通信作者: 张晓丽, 教授, 博士生导师, 从事林业遥感与信息系统等方面研究。E-mail: zhang-xl@263.net

类、二类森林资源调查法存在调查周期长、人力物力财力消耗大等缺陷,近年来随着“3S”技术(遥感技术、地理信息系统和全球定位系统)的发展,遥感技术在监测森林蓄积量中的作用日益显著^[2]。目前,利用“3S”技术估测森林蓄积量的研究主要集中于以下 2 个方面:一是趋向于利用光学遥感与微波遥感数据相结合的多源遥感数据建立模型;二是从经典的多元回归线性模型向非线性模型,如人工神经网络、 k 近邻分类(KNN)算法发展^[3]。纹理通常被定义为图像的某种局部性质,或是对局部区域中像素之间关系的一种度量^[4]。目前,植被纹理分析方法的应用主要用于土地利用/覆盖变化研究,提高遥感影像分类精度以及生物量、叶面积指数估算方面,而很少用于森林蓄积量估算的研究中^[5-12]。已有研究表明:多光谱与全色波段的融合图像的纹理信息在某些窗口下与蓄积量之间存在明显的相关性,可以较好地估测森林蓄积量^[13]。Landsat 8 卫星的陆地成像仪(OLI)传感器不仅增加了 1 个波段,而且对波段范围进行了重新调整,比较大的调整是在第 5 波段(0.845~0.885 μm)去除了 0.825 μm 处水汽吸收特征,并且在全色波段波段 8 收窄了波段范围等。因此,本研究以福建三明将乐林场为研究对象,利用 Landsat 8 卫星影像,将提取的全色波段的纹理特征与多光谱波段的光谱信息相结合,联合反演建立蓄积量估测模型,分析引入全色波段纹理特征能否提高蓄积量的预测精度,为将纹理特征应用到森林蓄积量的研究提供依据。

1 研究区与研究方法

1.1 研究区概况

将乐县国有林场位于福建三明市西北部,地处武夷山脉东南麓,扼闽江支流金溪中下游,是三明市重点林场之一。地理位置介于 26°26'~27°04'N, 117°05'~117°40'E,属中亚热带季风气候区。四季分明,雨热同期,干湿明显,受季风及地形影响,常有灾害性天气。平均年降水量为 1 600~1 800 mm,多集中在 7~8 月。将乐县森林覆盖率达 85.2%。森林以针叶林为主,主要树种为马尾松 *Pinus massoniana* 和杉木 *Cunninghamia lanceolata*,也有小范围的阔叶林,主要树种为木荷 *Schima superba* 和枫香 *Liquidambar formosana* 等。

1.2 遥感数据与预处理

本研究使用 Landsat 8 OLI 传感器的遥感影像。影像数据为 <http://www.glovis.usgs.gov> 网站上获取,成像时间是 2013 年 08 月 11 日、条带号为 122-041 和 122-042。数据采用 UTM WGS-84 投影,1 级标准产品。波段 1~7 和波段 9 为多光谱波段,空间分辨率为 30 m,波段 8 为全色波段,空间分辨率为 15 m。由于波段 1 为深蓝波段,用于观测海岸带的气溶胶;波段 9 为短波波段,用于观测卷云,所以本研究不考虑这 2 个波段,只研究波段 2~7 和波段 8 与蓄积量的相关性。

采用的 Landsat 8 OLI 数据已经做过辐射校正和几何粗校正,根据本研究的研究需求需对影像进行辐射定标、大气校正、几何精校正、裁剪、拼接等处理。首先,对数据进行辐射定标,利用 Landsat 定标线性模型对各波段的辐射亮度值进行求解,将图像的象元灰度值(DN)转化为辐射亮度值。其次,采用 ENVI4.8 中的 FLAASH 工具进行大气校正,得到地表反射率,主要的输入参数包括成像日期及时间、中心经纬度、海拔高度、大气模型、气溶胶模型、初始能见度等。最后,利用已进行过几何校正的 2009 年同时期的将乐县 Landsat 5 数据作为基准影像,通过选取道路、河流等交叉点来对实验所用的 OLI 影像进行几何精校正。本实验共选取了分布均匀的 40 个地面控制点,并采用二次多项式模型进行校正。几何校正误差控制在 1 个像元内,投影为 UTM WGS-84。然后,将两景影像裁剪拼接完整,得到研究区范围(图 1)。

1.3 野外调查数据与处理

外业地面实测数据采用福建三明将乐国有林场数据。样地数据采集于 2013 年 7 月中旬到 8 月初,选取林木整齐、地理条件良好的地段布设固定样地,样地大小为 20 m × 30 m。首先,利用手持全球定位仪对样地的 4 个角点进行精确定位,记录角点的坐标以及样地的环境因子,如海拔、坡度、坡向、郁闭度、林分健康状况等;其次,对样地的树木进行每木检尺,记录胸径、树高、冠幅、枝下高等信息。本研究共采用样地数据 36 块(图 2),选取其中的 24 块作为建模的实验数据,其余的 12 块作为检验数据。

林分蓄积量的计算方法主要有标准木法、材积表法、3P 样木法、标准表法和实验形数法等。本研

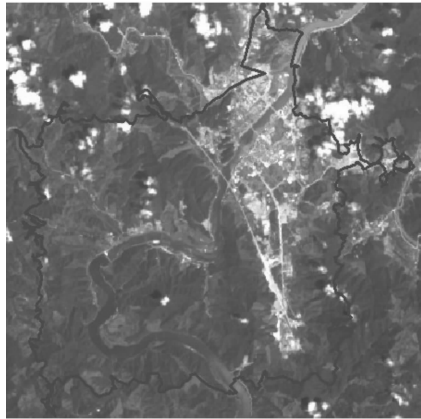


图1 将乐国有林场覆盖区域 Landsat_8 影像

Figure 1 Landsat_8 image of Jiangle Forest Farm

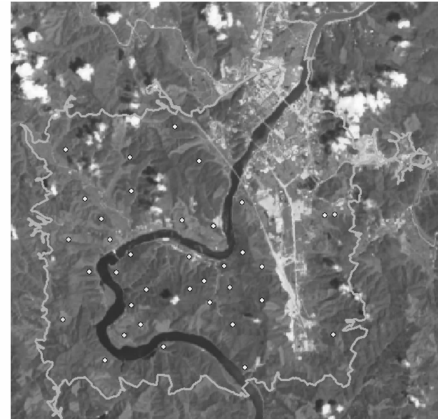


图2 将乐国有林场地区样地点

Figure 2 Plots of Jiangle State Forest Farm

究采用平均实验形数法, 根据相应树种的平均实验形数计算每一实测样地的蓄积量, 并将每块样地蓄积量的单位统一转化为 $\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$ 。以计算出的样地蓄积量作为建立模型的因变量。计算蓄积量的公式如下: $M = G_{1.3} \times (H_D + 3) \times f$ 。其中: M 为样地蓄积量, $G_{1.3}$ 为总胸高断面面积, H_D 为树木平均高, f 为树木平均实验形数。

1.4 遥感变量设置

1.4.1 纹理变量设置与筛选 目前常用的提取纹理特征的方法较多。本研究选取了应用最为广泛的是基于灰度共生矩阵方法。根据 Haralick 等^[14]的定义提取最常用的 8 个纹理特征统计量, 即均值 (Mean, ME), 方差 (variance, VA), 协同性 (homogeneity, HO), 对比度 (contrast, CO), 相异性 (dissimilarity, DI), 熵 (entropy, EN), 二阶矩 (second moment, SM) 和相关性 (correlation, CC)。

采用灰度共生矩阵的方法对 Landsat 8 影像的全色波段提取 8 个纹理测度, 其中移动窗口大小分别为 3×3 , 5×5 , 7×7 和 9×9 。分别将提取的 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 窗口下的 8 个纹理特征值为自变量, 以实测样地的蓄积量为因变量, 采用逐步回归的方法建立模型。 3×3 窗口的方程剔除了相异性、均值、相关性变量, 5×5 窗口的方程剔除了相异性、协同性、均值等 3 个变量, 7×7 窗口的方程剔除了相异性、均值、对比度、协同性变量, 9×9 窗口的方程只有相关性变量进入到回归方程中。表明在不同窗口下纹理特征相异性与蓄积量的相关性都不大。各方程模型精度、方差精度如表 1 和表 2 所示。从表 1 中看出: 4 个窗口的模拟方程的相关系数都在 0.65 以上, 决定系数都在 0.4 以上, 参与建模的变量可以较好地解释蓄积量, 并且随着窗口的增大, 相关系数和决定系数都先增大后减小, 在 5×5 窗口时达到最大值。表 2 中, 模型的方差分析都达到 $P < 0.05$ 的要求, 模型成立。综合 2 个表的数据,

表 1 模型精度表

Table 1 Precision of multiple linear model

模型	变量	R	R^2	调整 R^2
3×3 窗口	方差、协同性、二阶矩、熵、对比度	0.714	0.529	0.434
5×5 窗口	方差、二阶矩、熵、对比度、相关性	0.766	0.586	0.457
7×7 窗口	方差、二阶矩、熵、相关性	0.672	0.465	0.412
9×9 窗口	相关性	0.651	0.423	0.395

表 2 模型方差分析表

Table 2 Variance analysis of multiple linear model

模型	变量	F	P 值
3×3 窗口	方差、协同性、二阶矩、熵、对比度	3.459	0.023
5×5 窗口	方差、二阶矩、熵、对比度、相关性	4.438	0.009
7×7 窗口	方差、二阶矩、熵、相关性	4.154	0.011
9×9 窗口	相关性	14.690	0.001

以及参与建模的变量数量，选择 5×5 窗口下对比度、熵、方差、相关性和二阶矩这 5 个纹理因子作为自变量参与蓄积量估算模型构建。如图 3 为 5×5 窗口下部分纹理特征提取图像。

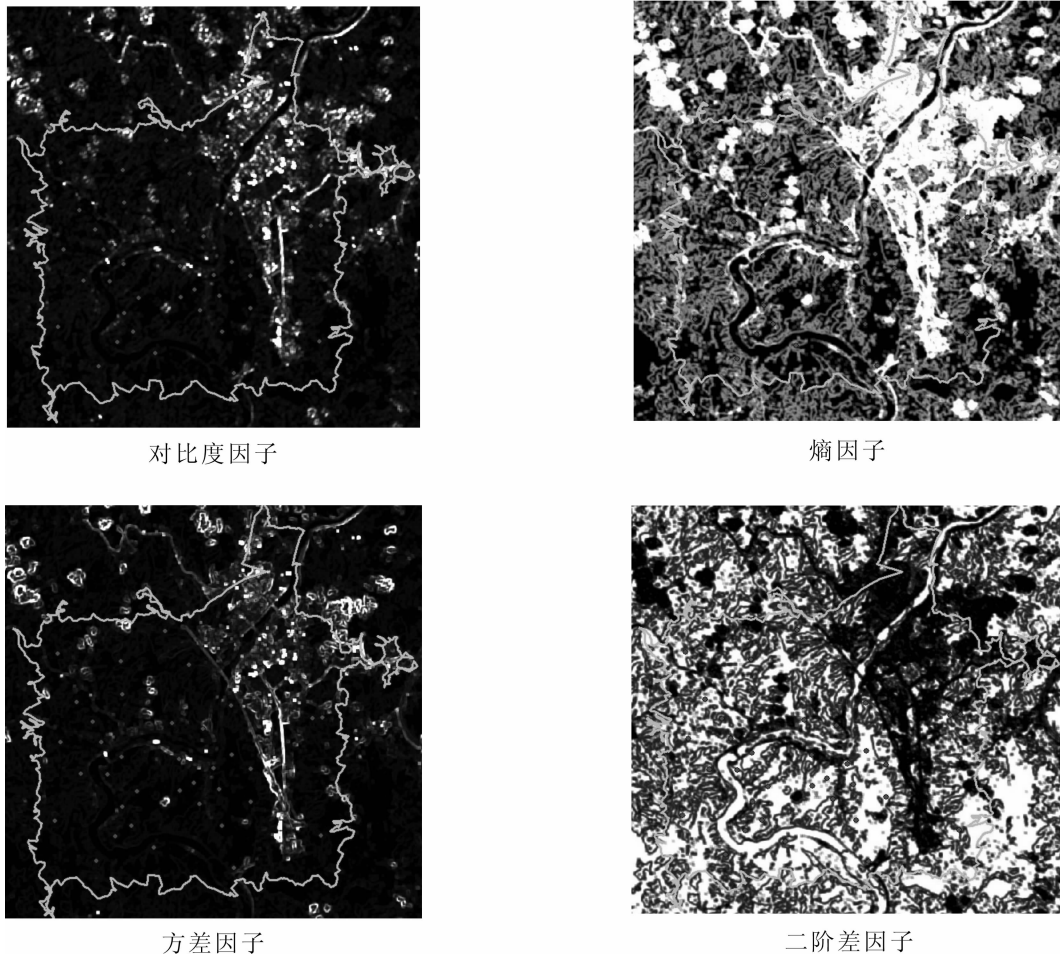


图 3 样地点纹理信息提取图像

Figure 3 Parts of RS images of sampling locations' texture factors extracted

1.4.2 光谱变量设置与筛选 在借鉴前人的基础上，设置波段 2、波段 3、波段 4、波段 5、波段 6 和波段 7 等波段地表反射率，(波段 5-波段 4)/(波段 5+波段 4)即归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、波段 5/波段 4 即比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)，以及(波段 4-波段 3)/波段 5、波段 5/波段 3、波段 7/波段 4 等波段的地表反射率的比值组合，(波段 5-波段 4)即差值植被指数(difference vegetation index, DVI)的波段地表反射率差值作为备选变量。建立备选变量与蓄积量的逐步回归方程对 12 个备选变量进行筛选，剔除了波段 2、波段 5 和波段 7 下地表反射率，比值植被指数、波段 5/波段 3 下地表反射率比值这 5 个因子，因此波段 3、波段 4、波段 6 等波段地表反射率，归一化植被指数、(波段 4-波段 3)/波段 5、波段 7/波段 4、差值植被指数等波段的地表反射率的比值和差值组合将作为光谱因子参与建模。

1.5 蓄积量估算模型构建与评价方法

1.5.1 多元回归估算模型构建 在 SPSS 17.0 中分析筛选后的 7 个光谱因子和 5×5 窗口下的纹理特征值与蓄积量的相关性。结果表明：所有自变量与蓄积量的相关性都在 0.2 以上，可以参与到建模分析中。首先，将波段 3、波段 4 和波段 6 的波段地表反射率，归一化植被指数、(波段 4-波段 3)/波段 5 和波段 7/波段 4、差值植被指数等地表反射率的比值和差值这 7 个光谱因子作为自变量，实测样地蓄积量为因变量，得到光谱因子蓄积量模拟方程：

$$V = -3\ 229.456 - 35\ 689.115 \times \rho_1 + 55\ 369.576 \times \rho_2 - 2\ 690.248 \times \rho_4 + 4\ 696.3564 \times N_{DVI} + 722.816 \times D_{VI} - 4\ 355.117 \times (\rho_2 - \rho_1) / \rho_3 + 90.9 \times \rho_5 / \rho_2 \quad (1)$$

式(1)中： ρ_1 为在波段3下地表反射率， ρ_2 为在波段4下地表反射率， ρ_3 为在波段5下地表反射率， ρ_4 为在波段6下地表反射率， ρ_5 为在波段7下地表反射率。其次，由于光谱因子强调地物光谱的特征，纹理特征主要强调地物空间特征，若将两者结合起来估算蓄积量，可能会提高预测精度。考虑先前筛选出的5×5窗口下对比度、相关性、熵、方差和二阶矩纹理因子。以筛选的光谱因子波段3、波段4和波段6的波段地表反射率，归一化植被指数、差值植被指数、(波段4-波段3)/波段5和波段7/波段4的地表反射率的比值和差值，5×5窗口下的纹理因子对比度、相关性、熵、方差和二阶矩为自变量，样地蓄积量为因变量，得到光谱因子和纹理特征因子联合反演模拟方程^[15-18]：

$$V = -3\ 263.869 - 4.79 \times \rho_1 + 8.618 \times \rho_2 - 0.918 \times \rho_4 + 3\ 954.509 \times N_{DVI} + 0.344 \times D_{VI} - 10\ 955.523 \times (\rho_2 - \rho_1) / \rho_3 + 902.94 \times \rho_3 / \rho_2 - 769.417 \times C_0 - 18.134 \times C_C - 737.374 \times E_N - 1\ 269.341 \times S_M + 745.41 \times V_A \quad (2)$$

式(2)中： ρ_1 为在波段3下地表反射率， ρ_2 为在波段4下地表反射率， ρ_3 为在波段5下地表反射率， ρ_4 为在波段6下地表反射率， ρ_5 为在波段7下地表反射率。

1.5.2 精度评价 为了有效验证模型精度，以及分析结合纹理特征能否提高蓄积量的预估精度，本研究用12块样地数据进行验证。首先将检验样本代入2个模型方程中得到预测蓄积量，与实测蓄积量进行配对样本的T检验，评估预测值与实测值之间是否存在显著性差异，以验证模型的适用性。其次，将预测蓄积量与实际测得的蓄积量进行比较，得到预测精度^[19]。公式如下：

$$S = \frac{|Y' - Y|}{Y} \times 100\% \quad (3)$$

$$S = \frac{1}{N} \times \sum \left(\frac{|Y' - Y|}{Y} \right) \times 100\% \quad (4)$$

$$P = (1 - S') \times 100\% \quad (5)$$

式(3~5)中： S 为相对误差， S' 为平均相对误差， P 为方程精度， N 为样地个数， Y' 为拟合方程的估测蓄积量， Y 为实测的样地蓄积量。

2 结果与分析

应用建模数据计算得到的光谱因子模拟方程和联合反演的模拟方程的模型精度见表3。方差分析见表4。

表3表明：光谱因子的多元线性回归方程的相关系数为0.835，决定系数为0.669，联合反演的多元

回归方程的相关系数为0.926，决定系数为0.858。说明利用Landsat 8卫星的光谱信息和纹理信息建立的针对研究区的蓄积量模型中，参与建模的自变量因子与蓄积量之间有良好的相关性，所拟合的方程具有一定的实用性，并且引入全色波段5×5窗口下的纹理信息后，使得模拟方程的相关系数及决定系数都得到提高，说明纹理信息提高了蓄积量回归模型的拟合优度。

表3 模型精度表

模型	R	R^2	调整 R^2
光谱因子	0.835	0.669	0.547
联合反演	0.926	0.858	0.669

表4 模型方差分析表

Table 4 Variance analysis of multiple linear model

模型	误差来源	平方和	自由度	均方	F 值	P 值
光谱因子	回归	358 241.255	9	51 177.322	4.535	0.015
	残差	155 160.218	15	11 082.873		
	总计	513 401.474	24			
联合反演	回归	440 540.692	14	36 711.724	4.618	0.007
	残差	72 860.782	10	8 095.642		
	总计	513 401.474	24			

如表4所示：光谱因子多元线性回归模型 F 显著性检验小于0.05，可以通过置信度为95%的显著性检验，而联合反演模型 F 显著性检验小于0.01，可以通过置信度为99%的显著性检验。综合来看，2个模型均可以通过显著性检验，表明回归方程具有较高的显著性，但联合反演模型的显著性更高，表明

纹理特征对估算蓄积量有一定的意义。

将 12 块样地实测数据分别代入式(1)和式(2)中, 得到预测蓄积量, 分别与实测蓄积量进行配对样本 T 检验, 结果如表 5 所示。2 个模型反演的蓄积量与实测蓄积量的值之间的相

关系数都很高, 均大于 0.9; 但联合反演的模型的相关系数更高些, 并且所有模型的 $P < 0.05$, 因而认为所有反演方程的蓄积量估算值与实测值都存在一定的相关性, 所建模型具有较强的适用性; 相比之下联合反演的模型的适用性更好些。表明引入 5×5 窗口下的 5 个纹理特征在一定程度上提高了预测蓄积量的精度。

将用样地检验数据得到的预测蓄积量, 代入式(3)中, 得到每块样地的相对误差; 根据式(4)和式(5), 得到 2 个模拟方程的平均相对误差和方程精度, 如表 6 所示。结果表明: 除 4 号样地的蓄积量相对误差增大外, 其他检验样地蓄积量的相对误差都减小; 求得的光谱因子模拟方程的平均相对误差 20.19%, 方程精度为 79.81%, 联合反演模拟方程的平均相对误差为 14.02%, 方程精度为 85.98%。本研究所构建的 2 个蓄积量估算方程精度均达到要求, 并且全色波段的纹理特征与光谱信息相结合会提高蓄积量的估算精度, 能更为准确的预估将乐国有林场蓄积量。

表 5 模型配对样本 T 检验

Table 5 Paired samples T -test of the model

对别	模型	样本数	相关系数	P 值
对 1	实测 & 光谱模型	12	0.961	0.000
对 2	实测 & 联合模型	12	0.983	0.000

表 6 森林蓄积量预测值与实测值比较

Table 6 Comparison between predicted results and measured results for forest volume

模型	样地号	实测值/($\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$)	预测值/($\text{m}^3 \cdot \text{hm}^{-2}$)	相对误差/%	平均相对误差/%	方程精度/%
光谱因子模拟方程	1	379.336	288.639	23.91	20.195	79.805
	2	665.188	620.845	6.67		
	3	137.399	110.022	19.93		
	4	220.896	240.870	9.04		
	5	117.990	139.543	18.27		
	6	98.898	79.592	19.52		
	7	180.293	132.224	26.66		
	8	284.383	345.752	21.58		
	9	369.346	423.738	14.73		
	10	176.521	147.149	16.64		
	11	66.863	95.458	42.77		
	12	146.408	179.531	22.62		
联合反演模拟方程	1	379.336	314.970	16.97	14.018	85.982
	2	665.188	673.464	1.24		
	3	137.399	155.824	13.41		
	4	220.896	197.768	10.47		
	5	117.990	97.987	16.95		
	6	98.898	107.746	8.95		
	7	180.293	139.337	22.72		
	8	284.383	240.242	15.52		
	9	369.346	405.256	9.72		
	10	176.521	151.329	14.27		
	11	66.863	83.386	24.71		
	12	146.408	165.879	13.29		

3 结论与讨论

光谱因子的多元线性回归方程的相关系数为 0.853, 决定系数为 0.669, 估算蓄积量的平均相对误差为 20.19%, 方程精度为 79.81%; 联合反演的多元回归方程的相关系数为 0.926, 决定系数为 0.858, 估

算蓄积量的平均相对误差为 14.02%，方程精度为 85.98%。表明利用 Landsat 8 提取的光谱信息和纹理信息构建的研究区的多元回归模型具有一定的代表性，参与建模的因子与蓄积量具有较好的相关性，所建模型具有较高的显著性并有一定实用性。此外，引入全色波段纹理特征信息后，估算的蓄积量的相对误差显著减小，平均精度达到 80% 以上。因此，全色波段的纹理信息能够提高蓄积量的预测精度，利用其全色波段纹理特征与光谱信息对将乐国有林场进行森林蓄积量的估测能够满足生产要求，具有良好的应用前景。

利用光谱信息和纹理特征信息联合反演构建模型可以提高蓄积量的预测精度。因为阴影对光谱信息影响大，但对纹理特征的影响比较小，并且纹理特征能最大限度地提取与蓄积量有关的信息。可以考虑将光学影像与全色波段融合后提取纹理特征，建立蓄积量的估算方程，研究这种光谱与空间相结合的方式预测蓄积量的精度。

全色波段不同窗口下的不同纹理特征与蓄积量的相关性不是一成不变的，不是所有的纹理特征值都能预测蓄积量，即使是同一纹理特征值也会因为窗口大小、研究区地理位置、影像波段等因素发生变化，因此选择合适的纹理特征估算蓄积量需要大量对比实验^[20-22]。

4 参考文献

- [1] 孟宪宇. 测树学[M]. 北京: 中国林业出版社, 1996: 58, 128.
- [2] 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, **19**(9): 1891 - 1896.
LIU Zhihua, CHANG Yu, CHEN Hongwei, *et al.* Estimation of forest volume in Huzhong forest area based on RS, GIS and ANN [J]. *Chin J Appl Ecol*, 2008, **19**(9): 1891 - 1896.
- [3] 王佳, 宋珊芸, 刘霞, 等. 结合影像光谱与地形因子的森林蓄积量估测模型[J]. 农业机械学报, 2014, **45**(5): 216 - 220.
WANG Jia, SONG Shanyun, LIU Xia, *et al.* Forest volume estimation model using spectra and topographic factors of ZY-3 image [J]. *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2014, **45**(5): 216 - 220.
- [4] 韦玉春, 汤国安, 杨昕, 等. 遥感数字图像处理教程[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 52 - 57.
- [5] 王昆, 张晓丽, 王珊, 等. 鹭峰地区 QuickBird 影像纹理特征与生物量估测关系初探[J]. 地理与地理信息科学, 2013, **29**(3): 52 - 55.
WANG Kun, ZHANG Xiaoli, WANG Shan, *et al.* Study on the relationship between texture of QuickBird image and biomass estimation in area of Jiufeng [J]. *Geogr Geo-Inf Sci*, 2013, **29**(3): 52 - 55.
- [6] 曹庆先, 徐大平, 鞠洪波. 基于 TM 影像纹理与光谱特征的红树林生物量估算[J]. 林业资源管理, 2010(6): 102 - 108.
CAO Qinxian, XU Daping, JU Hongbo. The biomass estimation of mangrove community based on the textural features and spectral information of TM images [J]. *For Resour Manage*, 2010(6): 102 - 108.
- [7] LATIFUR RAHMAN S, NICHOL J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices [J]. *Remote Sens Environ*, 2011, **115**(4): 968 - 977.
- [8] KAYITAKIRE F, HAMEL C, DEFOURNY P. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS-2 imagery [J]. *Remote Sens Environ*, 2006, **102**(3/4): 390 - 401.
- [9] WOLTER P T, TOWNSEND P A, STURTEVANT B R. Estimation of forest structural parameters using 5 and 10 meter SPOT-5 satellite data [J]. *Remote Sens Environ*, 2009, **113**(9): 2019 - 2036.
- [10] AUGUSTEIJN M F, CLEMENS L E, SHAW K A. Performance evaluation of texture measures for ground cover identification in satellite images by means of a neural network classifier [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1995, **33**(3): 616 - 626.
- [11] NYOUNGUI A N, TONYE E, AKONO A. Evaluation of speckle filtering and texture analysis methods for land cover classification from SAR images [J]. *Int J Rem Sens*, 2002, **23**(9): 1895 - 1925.
- [12] MARCEAU D J, HOWARTH P J, DUBOIS J M M, *et al.* Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using SPOT imagery [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1990, **28**(4): 513 - 519.
- [13] 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,

57(4): 89 – 103.

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]. *Transa Chin Soc Agric Mach*, 2014, 57(4): 89 – 103.

- [14] HARALICK R, SHANMUGAN K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. *IEEE Trans Sys Man Cybern*, 1973, 3(6): 610 – 621.
- [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.
- LIU Qiongge, PENG Daoli, TU Yunyan. Estimation of forest stock volume based on partial least squares regression [J]. *J Cent South Univ For & Technol*, 2014, 34(2): 81 – 84.
- [16] 董斌, 冯仲科, 杜林芳, 等. 山东省黄河流域森林蓄积量遥感定量估测模型研究[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(4): 520 – 524.
- DONG Bin, FENG Zhongke, DU Linfang, *et al.* Study on quantitative estimation modeling of forest volume based on remote sensing in the Yellow River Basin of Shandong Province [J]. *Remote Ssens Techool Appl*, 2010, 25(4): 520 – 524.
- [17] 杨永恬. 基于多源遥感数据的森林蓄积量估测方法研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2010.
- YANG Yongtian. *Study on Estimating Methods of Forest Stem Volume Based on Multi-source Remote Sensing Image* [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2010.
- [18] 张凝, 冯仲科, 冯跃文, 等. 旺业甸实验林场针叶林蓄积量估测模型的研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2013, 33(11): 83 – 87.
- ZHANG Ning, FENG Zhongke, FENG Yuewen, *et al.* Research on coniferous forest volume estimation model for Wangyedian experimental forest farm[J]. *J Cent South Univ For & Technol*, 2013, 33(11): 83 – 87.
- [19] 何晓群. 多元统计分析[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2008: 137 – 145.
- [20] FRANKLIN S E, WULDER M A, LAVIGNE M B. Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis [J]. *Comput Geosci*, 1996, 22(6): 665 – 673.
- [21] CHEN D, STOW D A, GONG P. Examining the effect of spatial resolution and texture window size on classification accuracy, an urban environment case [J]. *Int J Remote Sens*, 2004, 25(11): 2177 – 2192.
- [22] LU Dengsheng, BATISTELLA M. Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondonia, Brazilian Amazon [J]. *Acta Amazon*, 2005, 35(2): 261 – 268.