

文章编号: 1008-2786-(2017)2-246-09

DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000218

耦合光谱、纹理信息的森林蓄积量估算研究

郝 泷¹ 刘 华^{1*} 陈永富¹ 吴云华²

(1. 中国林业科学研究院 资源信息研究所 北京 100091; 2. 西藏自治区林业调查规划研究院 拉萨 850000)

摘 要: 本研究以 Landsat 8 为遥感数据源,以样地调查数据和森林资源二调数据为辅助数据对西藏林芝县的森林蓄积量进行反演研究。研究通过多元回归分析构建了林芝县森林蓄积的估算模型。为验证纹理信息的加入能否提高森林蓄积量遥感反演的精度,研究通过灰度共生矩阵提取了 Landsat 8 的纹理特征。在分析了森林蓄积量与遥感影像各波段、植被指数、纹理特征以及地形因子之间的相关关系后,分别以(1)光谱和地形因子、(2)纹理信息、(3)光谱因子、地形特征和纹理特征结合为自变量构建森林蓄积量的遥感估测回归模型。实验结果表明:传统的森林蓄积量反演方法得到的精度最低,而基于光谱因子、地形特征和纹理特征结合的森林蓄积量估测模型得到结果的精度最高,达到 80.24%,均方根误差 RMSE 为 1.018。研究结果证明随着纹理信息的引入,原本仅基于光谱和地形因子的森林蓄积量反演复相关系数从 0.5843 提高到 0.7075,反演精度提高了 10.06%,这说明纹理信息对森林蓄积的反演精度有提高的作用。本研究构建的基于光谱因子、地形特征和纹理特征结合的回归模型对研究区内的森林蓄积量反演具有可靠性,对于森林资源的监测和管理具有重要的意义。

关键词: 森林蓄积量; Landsat 8 影像; 纹理信息; 回归模型

中图分类号: S758.5; TP79

文献标志码: A

林芝地区森林作为西藏自治区的重要生态屏障,其森林覆盖和质量对所在区域乃至西南地区的生态安全具有重要影响作用。森林的蓄积量是指森林中全部树木材积的总和,是评价森林数量的标志指标^[1]。作为森林监测与管理中的评价指标之一,蓄积量在全球陆地植被生物量中占据重要地位,也是森林固碳能力的重要评价指标^[2-4]。在森林经营管理中,蓄积量的估测是重要且复杂的工作,传统蓄积量的估算是根据对标准样地中相关因子的调查,以标准木平均胸径、树高进行估测,人为因素对蓄积量的估算影响较大^[5]。除此之外,传统的森林蓄积量调查方法费时费力,不适用与大范围的蓄积量研究。随着遥感技术的快速发展,为大范围快速的森林蓄积量的估算提供了可靠的技术手段。目前国内

外已经有诸多利用遥感技术对森林蓄积量的估算研究,Tomppo 等以 TM 和 IRS-1C CWiFS 为数据源,并参考实际样地调查数据,以 K 最邻近(KNN)非参数的方法构建非线性回归模型,对大范围内的森林蓄积量的估算结果表明与实测结果相近^[6]。Soenen 等利用遥感技术对山区森林的地上生物量进行反演取得较高精度^[7]。张友静等利用缨帽变换得到的相关分量参数指标和郁闭度作为自变量构建了森林蓄积量遥感估算模型,精度满足在中国南方部分山地森林蓄积量的估算^[8]。董斌等利用 2006 年 TM 数据对山东省黄河流域森林蓄积量进行遥感定量估测模型,为实现流域森林生态系统的平和提供了科学依据^[9]。王佳等结合影像光谱和地形因子对森林蓄积量进行估测模拟,取得满意结果^[10]。当前的

收稿日期(Received date): 2016-07-26; 改回日期(Accepted date): 2017-01-05。

基金项目(Foundation item): 国家科技 92 基础性工作专项(2013FY111600) [National Science and Technology Basic Work(2013FY111600)]

作者简介(Biography): 郝泷(1988-),男,河南安阳人,博士研究生,主要从事森林资源监测研究。[Hao Shuang(1988-), male, born in Anyang, Henan province, Ph.D candidate, engaged in the monitoring of forest resource] E-mail: shinehaosmile@hotmail.com

* 通信作者(Corresponding author): 刘华(1971-),女,副研究员,主要从事林业信息技术。[Liu Hua(1971-), female, associate professor, mainly engaged in forestry information technology.] E-mail: liuhua@caf.ac.cn

蓄积量反演主要是构建遥感影像信息参数与森林蓄积量之间的拟合关系来估测蓄积量, 在研究中较少涉及到影像的纹理信息。考虑到遥感影像的光谱特征并没有完全充分的利用到影像数据中的纹理信息, 而在遥感中普遍存在的“同物异谱”和“同谱异物”的现象会对遥感的反演有一定的误判影响, 所以如果研究中仅简单的依靠光谱特征来估算森林蓄积量则在精度提高方面会存在缺陷。图像的纹理特征充分的考虑到像素之间的空间关系, 对于图像的解译和相应特征的提取具有十分重要的帮助^[11]。Chubey 等依据面向地块分析纹理特征的方法实现了从高分辨率遥感影像中提取森林年龄和树高等参数^[12]。吴颢等以 SPOT5 为数据源, 结合图像的纹理特征估测森林郁闭度, 研究结果显示估测精度达到 84.32%^[13]。

本研究结合遥感影像的纹理特征信息对森林蓄积量进行反演, 并对比其他方法的蓄积量反演, 通过实验研究结果证明, Landsat 8 影像的纹理信息的引入对森林蓄积量的估算结果精度的提高有积极影响。

1 数据获取与处理

1.1 研究区概况

林芝县位于西藏自治区西藏东南部, 地理位置为 $93^{\circ}27' - 95^{\circ}17' E$ $29^{\circ}21' - 30^{\circ}15' N$ 之间。县内平均海拔为 3 000 m, 相对高差 2 200 - 4 700 m, 最高峰为加拉白垒峰, 海拔 7 300 m, 最低处为巴玉村, 海拔 1 600 m。林芝县境内属温带湿润季风气候, 雨量充沛, 冬季温和干燥, 夏季湿润无高温。林芝地区自然资源十分丰富, 树种类型较为集中, 主要树种资源有: 冷杉 (*Abies fabri*)、高山松 (*Pinus densata*)、云杉 (*Picea asperata*)、高山栎 (*Quercus semecarpifolia* Smith)、桦树 (*Betula alba*)、杜鹃 (*Rhododendron*) 等数十种。

1.2 数据预处理

本研究所使用的数据为 Landsat-8 卫星影像, 数据获取日期分别为 2015 年 9 月 27 日、10 月 20 日分辨率为 30 m 的 Landsat-8 数据。利用 ENVI 对所获取的数据进行辐射定标、大气校正、几何精校正, 由于研究区范围内地形起伏较大, 所以需要影像进行正射校正, 经过预处理后得到研究区域的 Landsat

8 影像如图 1 示, 本研究的技术路线如图 2 所示。

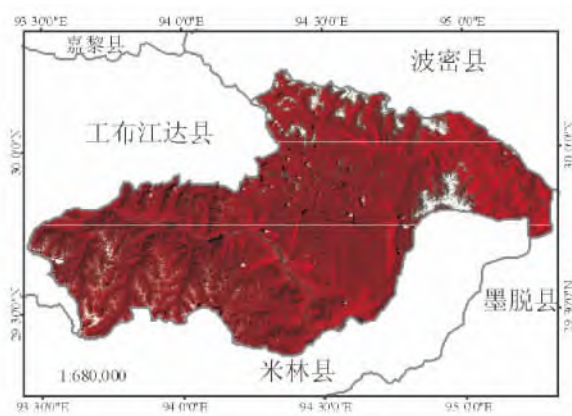


图 1 林芝县位置示意图

Fig. 1 Location of Linzhi

1.3 样地数据调查预处理

研究采用的样地数据为 2015 年 9 月份林芝县境内实测数据, 在研究区选择各主要森林类型的典型地块, 每个树种均设置若干个大小为 20×20 m 的样地, 调查的主要内容包括: 样地坐标、海拔、坡度、坡向、优势树种, 以及样地内优势树种的胸径、树高。主要包括冷杉、云杉、高山松、高山栎、桦木等。由于研究区是高海拔地区, 高山植被生长速度较慢, 可以结合当地 2012 年森林资源二类调查数据获得实测的蓄积、郁闭度等相关信息。

利用标准差分析方法筛选遥感及样地数据中的异常点, 样本数据中大于二倍标准差的数据 $|x_{ij} - \bar{x}_j|$ 会被删除, 其中 x_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个变量的测量数据, \bar{x}_j 为第 j 个变量的样本平均值, s_j 为第 j 个变量的样本标准差。最后共获得 449 组样本用于建模及模型检验, 利用统计软件 SPSS 随机从总体样本中抽取的 75% 的数据作为建模的样本数据 (共 348 组), 剩下的数据为检验样本 (共 101 组)。

1.4 自变量的选取

回归分析中, 自变量的选取对于模型构建的优劣有重要的影响, 好的回归模型是建立在最优个数的自变量的选取, 并不是越多的自变量带入就会得到最优的回归模型。所以, 在回归模型构建的过程中应当选取适当的自变量, 并剔除对模型优劣无重要作用的自变量。

1.4.1 基于灰度共生矩阵 (GLCM) 的纹理信息提取及选取

遥感影像的纹理信息包含了影像的重要空间结

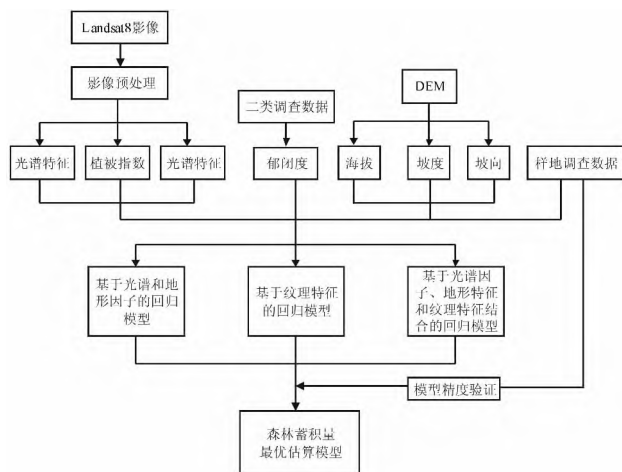


图2 技术流程图

Fig.2 Technique flowchart

构信息和基本特征, 这些信息对进行图像分析具有重要的作用。充分利用影像的纹理信息, 能够有效解决遥感影像中“同物异谱”的现象, 进而可以提高影像信息提取的精度^[14]。根据本文研究的目的, 利用 ENVI 通过灰度共生矩阵来定义相关的纹理特征, 选取以下 8 个纹理特征: 均值(Mean)、方差(Variance)、同质性(Homogeneity)、对比度(Contrast)、差异性(Dissimilarity)、熵(Entropy)、二阶矩(Second Moment) 和相关性(Correlation)。

基于遥感影像单波段信息可以提取得到灰度共生矩阵和纹理特征量, 按照该计算方法得到灰度共生矩阵, 灰度级 64×5 窗口, 步长为 3, 方向为均值, 对影像的 7 个波段分别计算以上 8 个纹理特征, 从而共得到 56 个纹理特征量。

1.4.2 光谱变量及 GIS 变量的选取

分别选取 Landsat8 的 Band1, Band2, Band3, Band4, Band5, Band6, Band7 的波段反射率自变量; 归一化植被指数(NDVI), 差值植被指数(DVI), 增强植被指数(EVI), 优化土壤植被指数(OSAVI), 比值植被指数(RVI), 土壤调整指数(SAVI) 等 6 个植被指数自变量; 8 个波段比自变量包括: Band2/Band1, Band5/Band2, Band5/Band3, Band4/Band7, Band2/Band5, Band3/Band5, Band4/Band5, Band3/Band7; 地形因子的自变量分别为: 海拔, 坡度和坡向; 以及从二类调查数据获取的样地郁闭度也设置为一个自变量。

1.5 主成分分析(PCA) 处理

由于 Landsat 8 影像 7 个波段之间本身就存在

一定的相关性, 经过对 7 个波段的共 56 个纹理信息的相关性分析发现, 纹理信息间存在比较明显的相关, 如果将全部纹理信息均带入模型估算蓄积量会对计算造成巨大的影响, 所以在构建基于纹理信息的回归模型之前, 对每个纹理特征量的 7 个波段数据进行降维分析, 这样既保证了影像纹理的原始信息, 同时也提高了数据计算效率。而以光谱信息为自变量数目相对较少, 故在本研究中不需对光谱信息进行降维处理。

1.6 回归分析

回归分析用于分析若干相关事物之间的统计学关系, 侧重考察各个备选变量之间的数量变化规律, 并通过回归方程的形式描述和反映这种关系^[15]。一种现象通常是由多个因素的影响而形成的, 结合多个自变量组合的方式来预估因变量, 比只用单一的自变量进行预测或估计更有效, 也更符合在统计学角度上的实际情况^[16]。

设 y 为因变量, x_1, x_2, \dots, x_p 为自变量, 如果各备选自变量都与因变量之间呈线性关系时, 那么该多元线性回归模型为:

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + \varepsilon \quad (1)$$

公式(1)是回归方程, 式中的 a_0 是常数项, a_1, a_2, \dots, a_p 是回归系数, ε 为随机误差。公式表明自变量 y 的变化可由两部分解释: 第一, 自变量 y 的线性变化表现是通过入选的 p 个自变量 x 的变化实现的, 即 $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$; 第二, 由其他随机误差引起 y 的变化部分, 即 ε 。

利用逐步回归分析的方法, 分别基于光谱地形因子传统的方法, 基于纹理信息和基于光谱及纹理地形相结合三种不同模型对研究区的森林蓄积量进行模拟反演。

1.7 估测模型的评价

为验证建立模型的精度利用预留下的样本数据对所建立的回归模型进行精度评价, 使用均方根误差(RMSE)、相对误差(RE) 为评价指标^[17]。计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 / n} \quad (2)$$

$$RE = \left| \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \right| / \sum_{i=1}^n y_i \times 100\% \quad (3)$$

式中: y_i 为蓄积量实测值, \hat{y}_i 为蓄积量估测模型的预估值, n 为检验样本数。

表 1 森林蓄积量遥感估算模型的备选变量
Tab. 1 Independent Variables for forest volume estimation model

	备选变量	计算公式或说明
单波段数据	Band1	Landsat8 波段 1 到波段 7 的波段反射率
	Band2	
	Band3	
	Band4	
	Band5	
	Band6	
	Band7	
植被指数	归一化植被指数 NDVI	$(\text{Band5} - \text{Band4}) / (\text{Band5} + \text{Band4})$
	差值植被指数 DVI	$\text{Band5} - \text{Band4}$
	增强植被指数 EVI	$1.1(\text{Band5} - \text{Band4}) / (\text{Band5} + 9.5\text{Band3} - 2\text{Band2} + 0.5)$
	优化土壤植被指数 OSAVI	$1.05(\text{Band5} - \text{Band4}) / (\text{Band5} + \text{Band4} + 1.05)$
	比值植被指数 RVI	$\text{Band5} / \text{Band4}$
	土壤调整植被指数 SAVI	$1.5(\text{Band5} - \text{Band4}) / (\text{Band5} + \text{Band4} + 0.5)$
波段运算	Band2/Band1	Landsat8 部分波段的比值运算
	Band5/Band2	
	Band5/Band3	
	Band4/Band7	
	Band2/Band5	
	Band3/Band5	
	Band4/Band5	
	Band3/Band7	
纹理特征	均值 Mean	Landsat8 波段 1 到波段 7 的各个纹理特征
	同质性 Homogeneity	
	相关性 Correlation	
	相异性 Dissimilarity	
	熵 Entropy	
	方差 Variance	
	反差 Contrast	
	二阶矩 Second Moment	
地形因子	海拔 Altitude	由 DEM 数据获取
	坡度 Slope	
	坡向 Aspect	
样地数据	郁闭度	由样地调查和二类调查数据获取

2 结果与分析

2.1 相关分析结果

由于备选的自变量数量较多,为了优化减少计算过程的数据量,计算各个备选自变量与蓄积量的相关系数矩阵,以为构建回归模型提供参考,计算结果如表 2 – 表 6 所示。

2.2 基于光谱及地形因子的回归模型构建

在 SPSS 中利用逐步回归分析的方法,建立蓄积量与光谱和地形因子的线性回归模型,按照分析结果,剔除相关性较小的自变量因子之后,最终保留了郁闭度, Band6, DEM, RVI, Band7, Band5/Band2 和 DVI 五个自变量,得到的回归模型方程为:

$$Y_1 = 29.364 \times \text{郁闭度} - 0.02 \times \text{Band6} + 0.009 \times \text{DEM} + 1.123 \times \text{RVI} + 0.024 \times \text{Band7} - 1.037 \times (\text{Band5} / \text{Band2}) + 0.05 \times \text{DVI} - 22.48$$

表 2 波段反射率与蓄积量的相关系数矩阵^①

Tab. 2 Correlation matrix between each band reflectance and forest volume

	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7
蓄积量	-0.182 **	-0.181 **	-0.233 **	-0.216 **	-0.289 **	-0.317 **	-0.254 **

① ** 在 0.01 水平(双侧) 显著相关。下同。* * Correlation is significant at the 0.01 level. The same below.

表 3 植被指数与蓄积量的相关系数矩阵

Tab. 3 Correlation matrix between vegetable index and forest volume

	归一化植被 指数 NDVI	差值植被 指数 DVI	增强植被 指数 EVI	优化土壤 指数 OSAVI	比值植被 指数 RVI	土壤调节 指数 SAVI
蓄积量	0.179 **	-0.242 **	0.216 **	0.178 **	0.229 **	0.179 **

表 4 波段运算和蓄积量的相关系数矩阵^②

Tab. 4 Correlation matrix between each band math and forest volume

	Band2 / Band1	Band5 / Band2	Band5 / Band3	Band2 / Band5	Band3 / Band5	Band4 / Band5	Band3 / Band7	Band4 / Band7
蓄积量	0.307 **	0.125 **	0.197 **	-0.053	0.197 **	-0.124 **	-0.003	0.101 *

②* 在 0.05 水平(双侧) 显著相关。下同。* Correlation is significant at the 0.05 level. The same below.

表 5 地形因子和郁闭度与蓄积量的相关系数矩阵

Tab. 5 Correlation matrix between terrain factors , canopy density and forest volume

	海拔 Altitude	坡度 Slope	坡向 Aspect	郁闭 Canopy density
蓄积量	0.256 **	0.026	0.056	0.438 **

表 6 Landsat8 各波段纹理特征与蓄积量的相关系数矩阵

Tab. 6 Correlation matrix between each texture feature in 8 bands and forest volume

均值性 Mean						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	-0.209 **	-0.168 **	-0.311 **	-0.280 **	-0.349 **	-0.371 **
同质度 Homogeneity						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	0.223 **	0.233 **	0.145 **	0.218 **	0.197 **	0.250 **
相关性 Correlation						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	0.222 **	0.227 **	0.156 *	0.207 **	-0.067	0.280 **
相异性 Dissimilarity						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	-0.172 **	0.187 **	-0.115 *	-0.179 **	-0.154 **	-0.183 **
熵 Entropy						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	-0.236 **	-0.250 **	-0.137 **	-0.228 *	-0.251 **	-0.273 **
方差 Variance						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	-0.020	-0.020	-0.015	-0.029	-0.077	-0.104 *
反差 Contrast						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	0.011	0.001	0.013	-0.009	-0.092 *	-0.073
二阶矩 Second moment						
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
蓄积量	0.255 **	0.265 **	0.133 **	0.235 **	0.225 **	0.280 **

其中 Y_1 为基于光谱及地形因子反演蓄积量。

2.3 基于纹理的回归模型构建

以影像 7 个波段分别计算得到的均值 (Mean) 纹理特征为例, 经过计算发现 7 个波段的纹理特征之间的 KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) 值为 0.775, 根据检验的判断准则, 当所有变量之间的简单相关系数的平方和远大于偏相关系数的平方和时, 此时的 KMO 值就越接近 1, 当 KMO 值接近于 1, 说明模型构建所选择的自变量之间存在较强的相关系数, 原有变量就越适合作因子分析。所以经过上述检验, 发现满足主成分分析的要求, 对纹理数据进行主成分分析, 提取相互独立的纹理信息构建回归模型。

表 7 波段 Mean 纹理特征的 KMO 和 Bartlett 的检验
Tab.7 Test of KMO and Bartlett for the Mean texture feature of 7 bands

Kaiser-Meyer-Olkin 度量	Bartlett 的球形度检验		
	近似卡方	df	Sig.
0.775	5 459.269	21	0.000

经过对 7 个波段的 Mean 纹理特征的主成分分析得到了两个主成分, 而这两个主成分所保留的信息量为全部信息量的 89.513%, 足够反应全部 7 个波段的 Mean 纹理信息, 经过主成分分析得到的碎石图如图 3 所示:

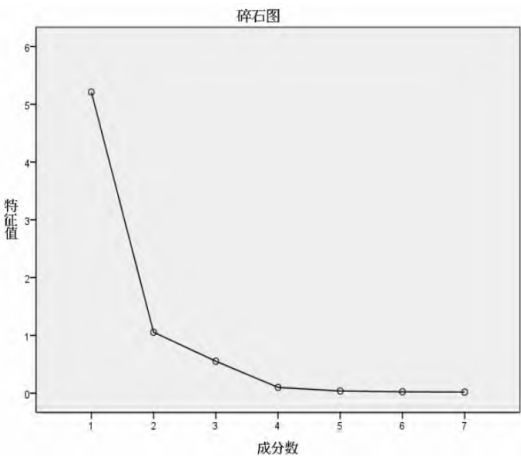


图 3 主成分分析碎石图
Fig.3 Principle component analysis scree plot

由上表分析结果显示, 可以知道主成分 PC1 可以反映 Band1, Band2, Band3 和 Band4 在纹理特征 Mean 上的值, 主成分 PC2 可以反映 Band6, Band7 和 Band5 在纹理特征 Mean 上的值。所以在后续模型构建中, 可以用来代替相应波段的均值纹理特征。

同理对余下的 7 个纹理特征分别进行主成分分析, 其中对于纹理特征二阶矩 (Second Moment)、同质度 (Homogeneity)、熵 (Entropy)、相异性 (Dissimilarity) 提取到 1 个主成分, 对于纹理特征方差 (Variance)、相关性 (Correlation) 和反差 (Contrast) 提取到 2 个主成分。这样通过主成分分析共得到纹理特征的主成分因子 12 个, 比原有共 56 个纹理特征数据量减少近 80%。

将主成分分析得到的 12 个主成分作为自变量, 蓄积量作为因变量同样根据逐步回归的方法, 构建回归模型, 通过计算分析, 最后进入模型构建的自变量因子分别是: $PC1_{Mean}$, $PC2_{Mean}$, $PC1_{Correlation}$ 和 $PC1_{Contrast}$ 。得到的基于纹理特征的蓄积量回归方程为:

$$Y_2 = -3.926 \times PC2_{Mean} + 2.659 \times PC1_{Correlation} + 1.757 \times PC1_{Contrast} - 1.378 \times PC1_{Mean} + 22.465$$

其中 Y_2 是基于纹理特征反演的蓄积量。

2.4 光谱因子、地形特征和纹理特征结合的回归模型构建

将逐步分析得到的光谱及地形因子和纹理特征同时作为自变量构建蓄积量的回归模型, 经过逐步分析, 最终进入模型构建的自变量因子分别为: $PC2_{Mean}$, 郁闭度, DEM, RVI, Band5/Band2 和 Band5。得到的结合纹理和光谱等因子的蓄积量回归方程为:

$$Y_3 = -3.924 \times PC2_{Mean} + 27.266 \times \text{郁闭度} + 0.009 \times \text{DEM} + 1.009 \times \text{RVI} - 0.899$$

其中 Y_3 是基于光谱因子、地形特征和纹理特征反演的蓄积量。

2.5 不同回归模型对蓄积量的估测结果对比

将检验样本分别带入三个不同的蓄积量回归模型中可以得到各个回归模型的蓄积量估测值, 绘制蓄积量实测值和估测值的散点回归图, 如图 4 所示。

计算各组实测值和估测值之间的复相关系数 (R^2)、误差平均值 (AE)、均方根误差 (RMSE) 和总预报偏差的相对误差 (RE), 统计结果如表 8 所示:

表 8 不同回归方法的精度对比
Tab.8 Comparison in accuracy of different regression method

回归模型	复相关系数 R^2	相对误差 RE	均方根误差 RMSE	方程精度 EA
基于光谱和地形因子	0.584 3	29.82%	2.565	70.18%
基于纹理信息	0.667 1	22.75%	1.573	77.25%
基于光谱、地形因子和纹理联合	0.707 5	19.76%	1.018	80.24%

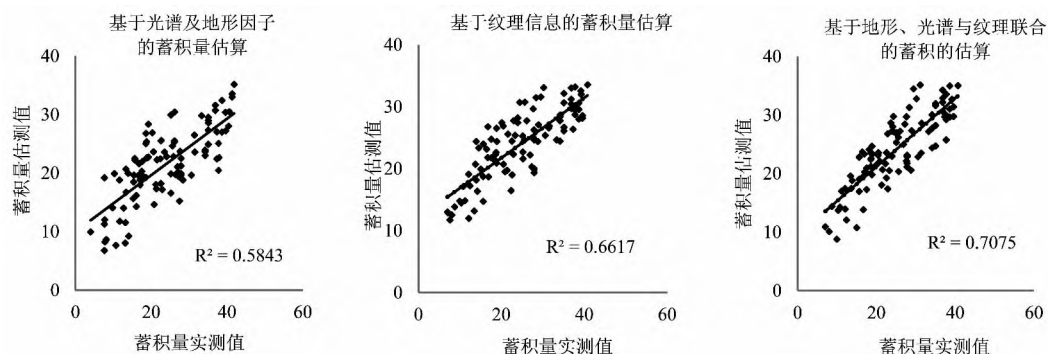


图4 验证样本的实测值与估测值间的散点图和回归图

Fig.4 Fitting and regression plot of testing samples between measured and estimated values

3 结论与讨论

利用遥感技术对森林的蓄积量进行反演,有利于对森林资源进行有效监测。本研究基于 Landsat8 卫星影像和不同的回归模型以西藏林芝县为研究区对其范围内的森林蓄积量进行反演,结论及讨论如下:

(1) 基于 Landsat8 遥感影像提取遥感因子和纹理信息,并结合外业调查数据和辅助数据可以估测林芝县森林蓄积量,满足实验要求,且为快速估测森林蓄积量提供了一个行之有效的方法。表明基于遥感技术和辅助数据对研究区的森林蓄积量定量反演模型可以实现对大面积森林资源快速高效的监测。

(2) 利用建模数据和验证数据,分别基于光谱和地形因子、纹理信息以及光谱因子和纹理信息相结合的回归模型对林芝县森林蓄积量进行估算反演建模研究。反演结果显示,仅基于光谱和地形因子的回归模型的相对误差最大,达到 29.82%,基于纹理特征的回归模型的相对误差为 22.75%,而基于光谱和纹理相基于光谱、地形因子和纹理相结合的回归模型的相对误差为 19.76%,方程精度为 80.24%,表明基于光谱和纹理相基于光谱、地形因子和纹理相结合的回归模型在反映研究区森林蓄积量具有一定的代表性,同时对比单一的光谱模型和纹理模型,不同特征相结合的回归模型的精度分别提高了 10.06% 和 2.99%,表明 Landsat 8 影像的纹理信息的引入对于提高模型的反演结果的精度具有积极影响。

(3) 本研究在构建回归模型的过程中,涉及到较多的与森林蓄积量相关的自变量因子,如果将全部自变量因子均引入到回归模型的构建中,则会对

模型的构建造成难以估计的影响,且并不能保证构建的模型的精度以及适用性。所以通过主成分分析提取到与蓄积量相关性较高的因子构建回归模型,对提高回归模型的反演精度有帮助。模型构建采用逐步分析的方法,排除了人为主观的影响,可以更灵活地选择对反演贡献较大的自变量。所构建的不同模型说明郁闭度与森林蓄积量有明显的相关性,而均值(Mean)纹理特征对研究区森林蓄积量反演有较大的贡献。但本研究对森林蓄积量的反演模型仅基于线性的模型,对于蓄积量的非线性模型的构建缺少考虑,需要在以后的研究中多作考虑。

(4) 虽然基于研究结果可以发现纹理信息的引入对于模型反演结果精度的提高有一定的作用,但考虑到 Landsat 8 的多光谱影像的分辨率不高,这对于蓄积量反演的总体精准度也是一个制约。对于纹理信息的选取也需要根据研究区的实际情况来确定,并不是所有的纹理信息对任意的研究区域都能够有足够精确的估测。而不同的方法提取到的纹理特征又有一定的差异性,同时也要多考虑研究区内部的环境因子及立地条件和生态因子等其他可考虑的因素对蓄积量反演的影响作用,这些内容都需要在以后的研究中进一步探讨。

(5) 研究基于林芝地区森林植被构建的森林蓄积量反演模型,鉴于该地区特殊的地理条件及气候特点与干旱半干旱和亚热带地区的森林植被有明显的区别,所以构建的模型对森林植被、地理、气候和环境条件与该地域范围类似的森林植被蓄积量有一定的适用性,但对于干旱半干旱、亚热带等地区乃至全国范围内的森林植被蓄积量的反演模型的构建则需要根据当地的实际地理条件和生长环境等因素做进一步的探讨,而本研究旨在探索一种基于光谱、地形和纹理的森林植被蓄积量反演方法和思路。

(6) 对于实测数据较少的情况,如果仅用较少的数据进行森林蓄积量模型构建和反演,虽然能在一定的程度上能够反映森林蓄积量反演结果,但不足的数据支撑则可能会导致估测结果的误差有一定的增加。本研究构建的蓄积量反演模型,目的在于减少人力物力的消耗,依靠遥感技术手段,在保证实际精度要求的前提下提高森林蓄积量的估算效率。

从实际研究结果看,本研究构建的基于纹理特征、地形特征和光谱因子的回归模型对研究区内的森林蓄积量反演具有可靠性,对于森林资源的监测和管理具有重要的意义。

参考文献(References)

- [1] 孟宪宇. 测树学[M]. 北京: 中国林业出版社,1996. [MENG Xianyu. Forest mensuration[M]. Beijing: China Forestry Publishing House,1996.]
- [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. Estimation of forest volume in Huzhong forest area based on RS, GIS and ANN[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2008, 19(9): 1891-1896.]
- [3] 贺鹏,张会儒,雷相东,等. 基于地统计学的森林地上生物量估计[J]. 林业科学,2013,49(5): 101-109. [HE Peng, ZHANG Huiru, LEI Xiangdong, et al. Estimation of forest above-ground biomass based on geostatistics[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2013, 49(5): 101-109.]
- [4] ZHENG Sheng, CAO Chunxiang, DANG Yongfeng, et al. Retrieval of forest growing stock volume by two different methods using Landsat TM images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(1): 29-43.
- [5] 琚存勇,蔡体久. 用泛化改进的BP神经网络估测森林蓄积量[J]. 林业科学,2006,42(12): 59-62. [JU Cunyong, CAI Tijiu. Forest volume estimate based on bayesian regularization back propagation neural network[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2006, 42(12): 59-62.]
- [6] TOMPPA E, NILSSON M, ROSENGREN M, et al. Simultaneous use of Landsat-TM and IRS-4 CWiFS data in estimating large area tree stem volume and aboveground biomass. Remote Sensing of Environment, 2002, 82(1): 156-171.
- [7] SCOTT A. Soenen, RONALD J. Hall, CRAIG A. Coburn. Estimating aboveground forest biomass from canopy reflectance model inversion in mountainous terrain. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(7): 1325-1337.
- [8] 张友静,方有清,陈钦彦. 南方山地森林蓄积量遥感估算研究[J]. 国土资源遥感,1993,4(2): 39-47. [ZHANG Youjing, FANG Youqing, Chen Qinluan. Study on remotely sensed estimate model of stand volume in the south-China mountain[J]. Remote sensing for land & resource, 1993, 4(2): 39-47.]
- [9] 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 sensing technology and application, 2010, 25(4): 520-524.]
- [10] 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]. Transactions of the Chinese Society for Agriculture Machinery, 2014, 45(5): 216-220.]
- [11] ATKINSON P M, LEWIS P. Geostatistical classification for remote sensing: an introduction. Computer & Geosciences, 2000, 26(4): 361-371.
- [12] CHUBEY M S, FRANKLIN S E, WULDER M A. Object-based analysis of IKONOS-2 imagery for extraction of forest inventory parameters. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(4): 383-394.
- [13] 吴颢,张登荣,张汉奎,等. 结合图像纹理特征的森林郁闭度遥感估测[J]. 林业科学,2012,48(2): 48-53. [WU Yang, ZHANG Dengrong, ZHANG Hankui, et al. Remote sensing estimation of forest canopy density combined with texture features[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2012, 48(2): 48-53.]
- [14] 徐菲楠,祁元,王建华,等. 面向对象的黑河下游河岸林植被覆盖信息分类. 遥感技术与应用,2015,30(5): 996-1005. [XU Feinan, QI Yuan, WANG Jianhua, et al. Riparian forest vegetation coverage information classification based on Object-oriented method in Heihe River[J]. Remote sensing technology and application, 2015, 30(5): 996-1005.]
- [15] 薛薇. 统计分析与SPSS的应用[M]. 北京: 中国人民大学出版社,2011. [XUE Wei. Statistical analysis and application of SPSS[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2011.]
- [16] 高明亮,赵文吉,宫兆宁,等. 基于环境卫星数据的黄河湿地植被生物量反演研究[J]. 生态学报,2013,33(2): 542-553. [GAO Mingliang, ZHAO Wenji, GONG Zhaoning, et al. The study of vegetation biomass based on HJ satellite data in Yellow river wetland[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(2): 542-553.]
- [17] 张超,彭道黎,涂云燕,等. 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]. 北京林业大学学报,2013,35(3): 11-17. [ZHANG Chao, PENG Daoli, TU Yunyan, et al. Predicting forest volume in Three Gorges Reservoir region using TM images and partial squares regression[J]. Journal of Beijing Forestry university, 2013, 35(3): 11-17.]

Remote Sensing Estimation of Forest Growing Stock Volume Based on Spectral and Texture Information

HAO Shuang¹, LIU Hua^{1*}, CHEN Yongfu¹, WU Yunhua²

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

2. Forestry Inventory and Planning Institute of Tibet Autonomous Region, Lhasa, Tibet 850000, China)

Abstract: In this study, an inversion analysis of the forest growing stock volume in Linzhi County was conducted using a multiple regression method. It collected Landsat 8 remote sensing images, forest inventory data (by field survey organized by forest institutions on a local and national basis) and DEM from Linzhi, Tibet, China. To determine if inclusion of texture feature information into the regression would improve retrieval accuracy for our proposed inversion analysis model, the texture feature information in Landsat 8 was extracted using a Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Relationship between the varied bands of remote sensing images, vegetation indices, texture features, topographic factors of the Landsat and the forest growing stock volume was analyzed and consequently inversion models were established according to the revealed correlation. Three inversion models for determination of forest growing stock volume were introduced by combinations of different independent variables, namely the spectra, topographic and texture feature factors. The first multiple regression equation was organized with two variables, the spectra factor and the topographic factors; the second lied in the texture feature factor only; the last one was complete model with all three included. It found that the accuracy of the traditional regression model which consisted of spectra and topographic factors, was not satisfied with precision, but that of the third model established here was 80.24%, with an RMSE of 1.018, the highest among the three models. This indicated that with the introduction of texture feature information into our suggested inversion model, it increased retrieval accuracy significantly, leading to a percentage of 10.06% improvement, from 0.5843 to 0.7075 for the coefficient of total correlation. It suggested that a regression model containing three variables, the spectra, topographic and texture feature was reliable to determination of the forest growing stock volume and it would be of great significance in monitoring and management of forest resources.

Key word: Forest growing stock volume; Landsat 8 image; texture information; regression model