

# 基于 SPOT-5 光谱和纹理信息的湘西森林生态功能指数 遥感预测模型构建

李 晗<sup>1</sup>, 陈新云<sup>2</sup>, 白彦锋<sup>3</sup>, 姜春前<sup>3</sup>, 孟京辉<sup>1\*</sup>

(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. 国家林业局 调查规划设计院, 北京 100714; 3. 中国林业科学研究院 林业研究所, 北京 100091)

**摘 要:**以湘西区域 SPOT-5 遥感影像为基础, 提取样地纹理和光谱信息, 以一类调查数据的生态指数为因变量, 所对应的纹理和光谱指数为自变量, 采用全子集回归来构建预估模型, 并采用留一交叉验证进行模型检验。结果表明, 构建模型的判定系数  $R_{adj}^2$  为 0.507 1, 留一交叉验证结果  $R_{cv}^2 = 0.486 0$ , 模型的残差呈均匀的分布在 0 附近, 没有明显的变化趋势。此外, SW 检验和 NCV 检验结果显示残差的正态性和等方差性, 表明构建的森林生态功能指数遥感预估模型能够预估森林生态功能指数, 为生态功能的快速、经济和定量的评价提供数据支持, 为有效森林管理以及决策的制定提供理论支持。

**关键词:**森林生态功能指数; SPOT-5; Pearson 相关分析; 全子集回归

中图分类号: S771.8

文献标志码: A

文章编号: 1001-7461(2019)05-0147-07

## Estimation of the Forest Ecological Function Index in Western Hunan Using the Spectral and Textural Information Derived from SPOT-5 Satellite Images

LI Han<sup>1</sup>, CHEN Xin-yun<sup>2</sup>, BAI Yan-feng<sup>3</sup>, JIANG Chun-qian<sup>3</sup>, MENG Jing-hui<sup>1\*</sup>

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

2. Academy of Forest Inventory and Planning, State Forestry Administration, Beijing 100714, China;

3. Research Institute of Forestry, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

**Abstract:** In the present study, a remote sensing estimation model for forest ecological function index is proposed to provide a basis for the evaluation of forest ecosystem in western Hunan. Based on SPOT 5 remote sensing images in western Hunan, the texture and spectral information of field plots were extracted. The all-subsets regression was performed to build the predictive model by including the statistically significant image-derived measures as independent variables and the produced model was further validated for its performance using the leave-one-out cross-validation approach. The results indicated that the adjusted coefficient of determination  $R_{adj}^2$  was 0.507 1, the leave-one-out cross-validation approach  $R_{cv}^2$  was 0.486 0, any particular patterns or trends were not observed from the residual plot of the model. In addition, the results of SW and NCV tests demonstrated the normal distribution. It was concluded that the produced model could predict forest ecological function index, which could provide data support for the rapid, economic and quantitative evaluation of ecological function, and to provide theoretical support for effective forest management and decision-making.

**Key words:** forest ecological function index; SPOT-5; Pearson's correlation analysis; all subsets multiple linear regression

森林生态功能是人类生存和发展的基础, 直接或 间接地为人类提供服务<sup>[1]</sup>。健康的森林生态系统能

收稿日期: 2018-11-07 修回日期: 2019-01-04

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0505604)。

作者简介: 李 晗, 女, 在读硕士, 研究方向: 林业遥感与信息技术。E-mail: lihan0112@126.com

\* 通信作者: 孟京辉, 男, 副教授, 研究方向: 森林经营理论与技术、林业信息技术等。E-mail: jmeng@bjfu.edu.cn

更好地发挥其功能,如何对森林的生态功能进行评价就显得尤为重要。林业发达的国家如美国、日本等,对森林生态功能给予高度关注,不仅给予政策上的支持,还为其计算研发了经验公式或者模型,使得评价更加直观。美国1990年启动了关于森林健康的监测项目,如今已经上升到以调查、总结国家森林生态功能为主的全国性综合项目<sup>[2]</sup>;有学者详细描述了系统功能服务的相关内容 & 评价标准<sup>[3]</sup>。1978年,日本林野厅采取定量理论对日本的森林生态效益进行评估,结果相当于日本1972年的经济预算<sup>[4]</sup>。

中国关于森林生态功能评价的研究主要着重于森林生态系统功能的概念、内涵、分类与评估方法等的研究<sup>[5]</sup>,开始较晚。2004年,国家林业局制定的《国家森林资源连续清查技术规定》首次提出了森林生态功能指数(forest ecological function index)的概念,使用8个森林特征因子(森林蓄积量、自然度、群落结构等),通过其相对重要性确定的权重及得分值来计算。赵刚源等<sup>[6]</sup>、王柏昌等<sup>[7]</sup>发现相比之前使用的评价指标森林覆盖率,提出的这一指数可以充分体现森林的结构和生态功能。同样,安慧君等<sup>[8]</sup>采用全国森林资源连续清查评价方法,评价红花岗林局的森林生态功能,评价结果为该地区制定森林经营方案提供了数据支持。该生态指数虽然能够比较好地综合反映林分的生态功能,但是其要求众多的林分调查数据,限制了使用与推广。

“3S”技术对区域生态环境进行监测和评价已经成为一种重要的技术手段,其中遥感具有快速、实时、大面积监测的优点,能克服现阶段森林生态功能指数获取难度大、耗时长以及价格高的缺陷。袁野等<sup>[9]</sup>利用GIS运用强大的功能对时间数据和空间数据进行一体化管理和空间分析,得到大兴安岭盘古林场的生态功能评价结果,GIS的运用极大地提高了对区域生态功能评价的效率,但是仍需要实地调查获取数据。弓盛洋<sup>[10]</sup>、张浩等<sup>[11]</sup>采用了徐秋涵<sup>[12]</sup>提出的新型遥感生态指数(RSEI),对区域进行生态功能评价,其评价指标完全由遥感信息通过一定方法得出,并没有结合实地调查数据。

本研究以湘西为对象,采用全国森林资源连续清查评价森林生态功能的方法、全子集回归的方法,建立以SPOT-5遥感影像的光谱和纹理信息为自变量的生态功能指数预估模型,实现森林生态功能指数的预估。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据来源

数据来源于湖南省第7次国家森林资源清查,根

据系统抽样方法在公里交叉点(4 km×6 km)布设面积均为0.067 hm<sup>2</sup>的方形样地。记录样地信息以及样地内林木DBH、空间位置等信息(图1)。使用的遥感图像为SPOT-5、成像时间为2007年9月的影像,多光谱波段空间分辨率为10 m(短波红外空间分辨率为20 m),全色波段空间分辨率达到2.5 m。

影像预处理由国家林业和草原局调查规划设计院完成。落在影像上的样地共有112个,其中53个样地被定义为有林地。在53个样地中因11个样地因缺乏样地信息,最终共有42个被认定为可用的样地。

其操作步骤如下:1)根据湖南一类清查数据计算各个样地的生态功能指数;2)分析生态功能指标与SPOT-5遥感影像的光谱和纹理信息的相关性;3)将相关性显著的变量作为自变量建立生态功能指数的预估。

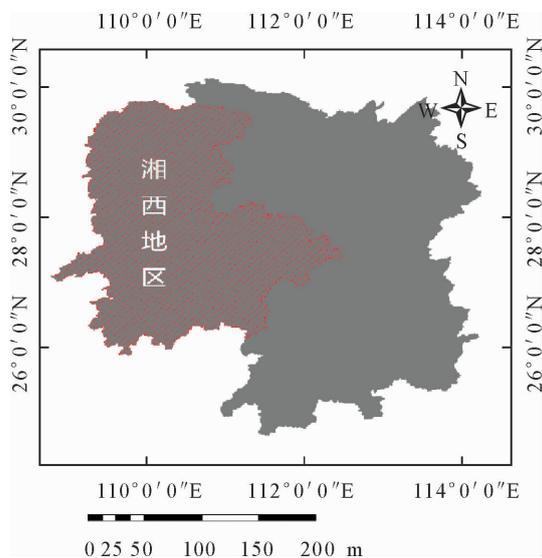


图1 研究区域的地理位置

Fig. 1 Geographical location of the study area

### 1.2 遥感信息提取

1.2.1 光谱信息提取 采用了8个光谱指数(表1)作为预测变量。植被指数在一定程度上对植被相关信息具有增强作用。根据以往研究经验及本研究的实际条件,选用了以下指数:1)比值植被指数(RVI),可以增强植被与土壤之间的辐射差异,提供植被的重要信息,是植被长势的度量方法之一<sup>[13]</sup>;2)归一化植被指数(NDVI),可增强对植被的响应,是植被生长状态和植被覆盖度的最佳指标<sup>[13]</sup>;3)土壤调节植被指数,根据植被盖度灵活选择L取值。本次建模研究区植被覆盖中等,故L值取0.5<sup>[13]</sup>;4)水分胁迫指数(MIS),应用于冠层应力分析,生产力预测和建模,明火威胁条件分析和生态系统生理机能研究<sup>[13]</sup>;5)标准化植被指数(SVR),比其他基于SWIR的指数更加敏感<sup>[13]</sup>。

表 1 SPOT-5 影像光谱信息

Table 1 Spectral measures derived from the SPOT-5 images

指数	公式
单一波段	mean_nir; mean_red; mean_green; mean_swir; mean_pan
波段比	RED/SWIR; GREEN/SWIR; NIR/GREEN
亮度 Brightness	(NIR + RED + GREEN + SWIR)/4
归一化植被指数 NDVI	(NIR-RED)/(NIR+RED)
比值植被指数 RVI	NIR/RED
土壤调节植被指数 SAVI	(NIR - RED)/(NIR + RED + L)
水分胁迫指数 MIS	SWIR/NIR
标准化植被指数 SVR	SWIR/((RED+GREEN)/2)

注: NIR、RED、GREEN、SWIR 是近红外波段、红波段、绿波段和短波红外波段的表面反射率,其中 L=0.5。

1.2.2 纹理信息提取 相关文献<sup>[14-15]</sup>指出,对于纹理信息全色波段尤其适合空间关系的分析。因此,我们采用基于灰度共生矩阵(GLCM)的方法从每幅图的全色带中计算了二阶结构特征。本研究选取平均值(mean)、变化量(variance)、同质性(homogeneity)、对比度(contrast)、非相似度(dissimilarity)、熵(entropy)、角二阶矩(angular second moment)和相关性(correlation)作为潜在的自变量来建立预测模型(表 2)。除了空间分辨率,纹理特征还取决于窗口大小<sup>[16-19]</sup>。为了确定最优窗口大小,我们计算了与生态指数在 9 个窗口大小(3×3,5×5,7×7,9×9,11×11,13×13,15×15,17×17,19×19)下纹

表 3 森林生态功能评价因子及类型<sup>[20]</sup>

Table 3 Evaluation factors of forest ecological function and classification

序号	评价因子	类型划分标准			权重
		I	II	III	
1	森林蓄积量/(m <sup>3</sup> ·hm <sup>-2</sup> )	≥150	50~149	<150	0.20
2	森林自然度	1,2	3,4	5	0.15
3	森林群落结构	1	2	3	0.15
4	树种结构	6,7	3,4,5	1,2	0.15
5	植被总覆盖度/%	≥70	50~69	<50	0.10
6	郁闭度	≥0.70	0.40~0.69	0.20~0.39	0.10
7	平均树高/m	≥15.0	5.0~14.9	<5.0	0.10
8	枯枝落叶厚度等级	1	2	3	0.05

注:竹林的蓄积量统一按类型 II 确定。

能水平,也就是全面评估表 3 中各评价因子,按相对重要性确定权重,根据相关文献<sup>[6-7]</sup>以及 2014 年《国家森林资源连续清查技术规定》中的要求,评估因素和标准如下:

1.3.2 计算各样地的森林生态功能指数 计算各样地得分:

$$Y = \sum_{i=1}^8 W_i X_i \quad (1)$$

式中, X<sub>i</sub> 为第 i 项评价因子的类型得分值(类型 I、II、III 分别取 1、2、3), W<sub>i</sub> 为评价因子的权重。

理信息的 Pearson 相关性。

表 2 基于灰度共生矩阵的二阶纹理信息统计量

Table 2 The grey level co-occurrence matrix (GLCM) extracted from SPOT-5 images

纹理因子	公式
平均值	$\sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j}$
变化量	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-MEAN)^2$
相关性	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[ \frac{(i-MEAN)(j-MEAN)}{VAR} \right]$
对比度	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(i-j)^2$
非相似度	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} i-j $
同质性	$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i+j)^2}$
熵	$\sum_{i,j=0}^{N-1} -P_{i,j} \ln P_{i,j}$
角二阶矩	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2$

### 1.3 森林生态功能指数构建方法

1.3.1 森林生态功能指数的评价标准 《国家森林资源连续清查技术规定》提出了构建森林生态功能指数(FEFD)的评价因子、构建方法及评价标准。森林生态功能指数通过利用反映森林生物量、生物多样性和森林结构的相关特征,综合评价森林生态功

将 Y 按照表 4 划分为好、中、差 3 个等级即为该样地或者区域的森林生态功能等级评定。另外,将 Y 的倒数规定为森林生态功能指数:

$$K = \frac{1}{\sum w_i X_i} \quad (2)$$

0≤K≤1,数值越大,表明森林生态功能越好。

### 1.4 模型构造与验证

在建立预测模型之前,首先进行对森林生态功能指数与影像信息(光谱、纹理)之间的关系进行相

关分析。用双尾  $t$  检验确定相关性是否具有统计学意义。只有显著相关的影像信息才能作为自变量进入随后的预测模型。预测模型的构建本研究使用了全子集回归的方法,限制方差膨胀系数(VIF) $<10$ ,并将自变量数量限制在 4 个以内以避免多重共线性<sup>[21]</sup>。在回归中,假设不存在异方差,残差没有明显偏离正态性,然后我们制作了残差图。此外还进行了 Shapiro-Wilk 检验(简称 SW 检验)和 NCV 检验分别检验残差的正态性和异方差。通过确定系数( $R^2$ )和均方根误差(RMSE)来评估模型的精度,计算公式见(3)(4),然后通过计算留一交叉验证的确定系数( $R_{cv}^2$ )和均方根误差( $RMSE_{cv}$ ),进一步验证预测模型。

表 4 森林生态功能等级评定<sup>[20]</sup>

Table 4 Evaluation standard of forest ecological function level

功能等级	综合得分值
好	$<1.5$
中	$1.5 \sim 2.4$
差	$\geq 2.5$

决定系数:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

均方根误差:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

式中, $y_i$  是测量值, $\hat{y}_i$  是预测值, $\bar{y}$  是测量平均值, $n$  是样地数。

## 2 结果与分析

### 2.1 森林生态功能指数

通过计算,研究区域内 42 块样地的森林生态功能指数如表 5 所示,指数在 0.399 6~0.576 0 之间。

表 5 样地森林生态功能指数

Table 5 FEFI of the field plots

样地号	森林生态功能指数	样地号	森林生态功能指数
150	0.571 5	451	0.432 9
152	0.476 9	453	0.444 8
181	0.540 6	454	0.416 7
.....			
353	0.476 2	764	0.465 2
354	0.434 8	768	0.555 6
397	0.476 2	822	0.328 9

### 2.2 相关性分析

森林生态功能指数与光谱信息之间的相关分析见表 6。所有波段的平均表面反射率与森林生态功能指数呈现显著正相关,相关系数为 0.460~0.626;此外 6 个植被指数中有 4 个(Brightness、ND-

VI、SR、SAVI)与森林生态功能指数显著相关,Brightness 和 SAVI 与森林生态功能指数呈正相关,NDVI、SR 呈负相关。其中,mean\_pan 与森林生态功能指数相关的绝对相关系数最大(0.626)。

纹理信息和森林生态功能指数之间的 Pearson 相关性见图 2,随着窗口的增大,均值、变化量、对比度、非相似度、同质性和角二阶矩与森林生态指数的相关系数逐渐减小;随着窗口增大,同质性(homogeneity)和熵(entropy)与森林生态系统的相关性逐渐增大,但是增加的幅度较小。根据最优窗口原则,

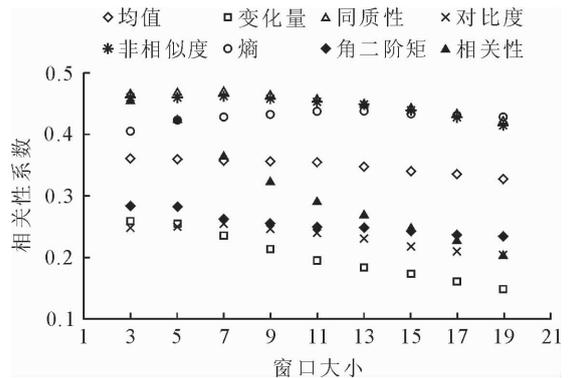


图 2 不同窗口下生态指数与纹理信息的 Pearson 相关性

Fig. 2 Pearson correlation coefficient of the texture statistics with FEFI, as a function of window

表 6 遥感信息与森林生态功能指数的 Pearson 相关系数

Table 6 Pearson correlation coefficients between remote sensing information and FEFI

遥感信息	度量	相关性系数
光谱信息	mean_nir	0.460 **
	mean_red	0.435 *
	mean_green	0.467 **
	mean_swir	0.555 **
	mean_pan	0.626 **
	Brightness	0.449 **
	RED/SWIR	0.219
	GREEN/SWIR	-0.299
	NDVI	-0.588 **
	SR	-0.574 **
	NIR/GREEN	-0.209
	VI	-0.273
	SAVI	0.514 **
	MSI	-0.299
SVR	-0.238	
纹理信息	Glc_m_mean	0.360 *
	Glc_m_variance	0.256
	Glc_m_contrast	0.247
	Glc_m_homogeneity	-0.367 *
	Glc_m_dissimilarity	0.256
	Glc_m_ASM	0.284
	GLCM_Entropy	0.402 **
Glc_m_correlation	-0.452 **	

注: \* 表示相关性在 0.05 水平上显著(双尾检验); \*\* 表示相关性在 0.01 水平(双尾检验)显著。

本研究选择  $3 \times 3$  窗口作为纹理统计量的计算窗口。

在纹理信息中,8 个二阶统计量中有 4 个统计量与森林生态功能指数显著相关,其中  $G_{lcm\_correlation}$  和  $G_{lcm\_homogeneity}$  与生态指数呈负相关。 $G_{lcm\_mean}$ 、 $G_{lcm\_homogeneity}$ 、 $G_{lcm\_entropy}$ 、 $G_{lcm\_correlation}$  的绝对相关系数值分别为 0.360、0.367、0.402、0.452。

综上所述,与森林生态功能指数显著相关的图像信息统计量共有 13 个,所有这些指标都被认为是产生预测模型的潜在自变量。

### 2.3 模型构建

预测模型及其一般统计数据见表 7。由于多重共线性关系, $Brightness$ 、 $mean\_pan$  和  $G_{lcm\_mean}$  作为自变量。由于模型具有统计学意义 ( $P <$

表 7 预测模型

Table 7 The prediction model

预测模型	$R_{adj}^2$	RMSE	p
$FEFI = 0.0032 \cdot Brightness + 0.0040 \cdot mean\_pan - 0.0045 \cdot G_{lcm\_mean} - 0.2975$	0.5071	0.0488	$< 0.01$

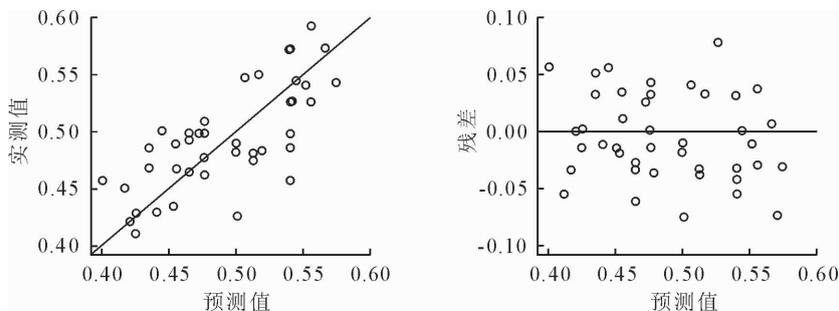


图 3 残差图

Fig. 3 Plots of standardized residuals against the fitted values of the models predicting FEFI

如果条件允许,在以后的研究中可以通过增加样地数量来使用更加稳健的机器学习的方法来建立预测模型和采用激光雷达或者其他高空间分辨率的卫星影像来改进预测模型。

本研究中森林生态功能指数的计算是参照 2014 年发布的《国家森林资源清查及技术规定》,也有学者对生态指数的计算提出改进,彭达<sup>[22]</sup>针对广东森林资源清查中生态功能等级的实际问题,提出了森林生态功能水平的分类标准;施恭明等<sup>[23]</sup>用免疫进化算法的投影寻踪法,构建了森林生态功能评价模型,将森林生态功能等级划分为 5 级对其进行评价;奚存娃等<sup>[24]</sup>利用神经网络分析法对甘肃森林资源清查中森林生态指数三级法、五级法、七级法进行评价,结果证明划分越细评价越客观<sup>[24]</sup>。以上各位学者认为计算生态功能指数的 8 个指标都是合理的,只是将标准划分更多级以此来达到准确结果的目的,由于森林生态功能评价过程中含有定量、定性和可变性要素,单因素评价指标的评价结果往往又

不相容,所以其相关系数 ( $R_{adj}^2$ ) 为 0.512 6,我们认为该预测模型适合于森林生态功能指数的估计。该线性模型的性能进一步得到了留一交叉验证方法的验证 ( $R_{cv}^2 = 0.486 0$ ,  $RMSE_{cv} = 0.076 3$ )。该模型的残差图见图 2,未观察到具体的模式或趋势。此外,SW 检验 ( $W = 0.957 62$ ,  $P = 0.521 1$ ) 和 NCV 检验 ( $Chisquare = 0.065 200$ ,  $df = 1$ ,  $P = 0.798 459$ ) 结果显示残差的正态性和等方差性。

### 3 结论与讨论

本研究成功建立了模型来预测森林生态功能指数,这个预测模型允许对区域林分甚至更大范围森林的生态功能进行快速、经济和定量的评价,有效促进森林管理,为森林管理政策的制定提供数据支持。

不相容,所以在森林生态功能评价时的高维、非线性、非正态性指标数据的处理方式使评价模型在客观性、操作性有一定的局限性,所以森林生态指数在等级划分方面存在很大争议,还需进一步研究确定合理的森林生态指数等级划分标准。此外针对计算生态指数的各森林指标的权重也应更加完善,寻求一个更加合适准确的权重。

判定系数 ( $R^2$ ) 或者调整的判定系数 ( $R_{adj}^2$ ) 通常是评价模型的指标<sup>[25]</sup>,本研究中  $R_{adj}^2$  满足大众所接受的可靠预测模型决定系数 0.5,由此可以得出,该预测模型能够预测森林生态指数,此外模型的预测能力也得到了交叉验证的支持。

虽然通过 Pearson 相关性分析我们得出有 13 个统计量 (9 个光谱统计量和 4 个纹理统计量) 可以作为构建模型的潜在独立变量,但最终进入模型的只有 3 个变量 ( $Brightness$ 、 $mean\_pan$  和  $G_{lcm\_mean}$ ),这可能是多重共线性导致的。此外,进入模型的其中 2 个变量为光谱信息统计量,光谱信息统

计量进入模型是与大多数学者的研究相符合的,值得注意的是,有 1 个纹理变量进入模型,这种情况与李明诗等<sup>[26]</sup>认为纹理信息不能很好地表达阔叶林空间分布形态的结论不相符。然而,也有众多学者证明了纹理信息在森林分类和预测林分属性方面存在巨大优势。国外研究学者在采用纹理信息对森林参数建立预估模型方面取得了较大进展<sup>[27-28]</sup>,国内学者曹庆先等<sup>[29]</sup>在进行生物量反演时发现生物量与常用生物量遥感估测光谱自变量基本不相关,与多个纹理特征却存在较好的相关性,因此在国内的大多数研究中,纹理特征信息被用于森林蓄积量、针叶林生物量的反演<sup>[26,30-31]</sup>,并证明了纹理特征能够较好的预测森林某些参数。与光谱信息统计量相比,遥感数据的纹理特征提高了基于原始影像亮度的空间信息识别,基于纹理特征的表面参数反演精度具有很大的改进潜力<sup>[32]</sup>,同时也说明了纹理信息将在未来森林资源研究中发挥巨大潜力。然而,阴影对光谱、纹理信息的影响不同,针叶林和阔叶林的反射对于光谱、纹理特征也不同<sup>[33]</sup>,这两方面的影响可能是本研究最终模型精度稍高于 0.5 的原因。

采用最优子集回归的方法来构建预测模型,相比于逐步回归,最优子集回归弥补了逐步回归的一些缺点和问题,将所有独立变量进行无规则搭配,根据实际要求进行选择。但是不论是逐步回归还是最优子集回归,都不可避免地受到一定限制——对数据的严格假设。生态数据与遥感数据之间存在较复杂的关系,有非线性关系存在的可能<sup>[34]</sup>,所以 2 种数据之间在一定程度上是满足不了回归 4 个假设的,相对地,机器学习方法能够很好地解决这个问题,但是机器学习训练数据集的大小会直接影响模型的稳定性和准确性<sup>[35]</sup>,本研究只有 42 块样地数据,满足不了机器学习对训练数据集大小要求,我们只能使用线性回归的方法。由于样地数只有 42 块,样本较小,所以本研究采用了样本利用率较高的留一交叉验证对模型进行验证,J. Meng *et al*<sup>[36]</sup>的研究证明 39 块样地足以产生中等精度和普遍性的模型,本研究中利用 43 块样地产生的预测模型是有可靠性的。

## 参考文献:

- [1] 郭玉文,单卫东.关于森林生态功能评价的探讨[J].环境与开发,1997(1):13-16.
- [2] 肖文发,韩景军,马娟.美国国家森林健康监测与评价计划及对我国的启示[J].世界林业研究,2001,14(3):67-74.  
XIAO W F, HAN J J, MA J. National forest health monitoring of United States of America and its apocalypse to China[J]. World Forestry Research, 2001, 14(3): 67-74. (in Chinese)
- [3] 屈少科.河南省土地生态系统服务价值研究[D].开封:河南大学,2008.
- [4] 孟祥江.中国森林生态系统价值核算框架体系与标准化研究[D].北京:中国林业科学研究院,2011.
- [5] 张永利.中国森林生态系统服务功能研究[M].北京:科学出版社,2010.
- [6] 王柏昌,张伟东,杨智萍.森林生态指数在森林资源规划设计调查中的应用[J].华东森林经理,2007,21(1):52-53.
- [7] 赵刚源.森林生态指数在森林资源质量评价中的应用[J].林业勘察设计,2007(2):23-26.
- [8] 安慧君,张智杰,常峥,等.红花尔基林业局森林生态功能评价[J].林业资源管理,2016(5):131-137.  
AN H J, ZHANG Z J, CHANG Z, *et al*. Forest ecological function evaluation of the Honghuaerji forestry administration[J]. Forest Resources Management, 2016(5):131-137. (in Chinese)
- [9] 袁野,刘兆刚,董灵波.基于 GIS 的大兴安岭盘古林场森林生态功能等级评价与分析[J].中南林业科技大学学报,2016,36(12):108-114.  
YUAN Y, LIU Z G, DONG L B. Evaluation and analysis of forest ecological function level in greater khingan mountains Pangu forest farm based on GIS[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2016, 36(12):108-114. (in Chinese)
- [10] 弓盛洋.基于遥感生态指数(RSEI)的濮阳市生态变化评估[J].能源与环境,2015(1):62-64.
- [11] 张浩,杜培军,罗洁琼,等.基于遥感生态指数的南京市生态变化分析[J].地理空间信息,2017,15(2):58-62.
- [12] 徐涵秋.城市遥感生态指数的创建及其应用[J].生态学报,2013,33(24):7853-7862.  
XU H Q. A remote sensing urban ecological index and its application[J]. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(24): 7853-7862. (in Chinese)
- [13] 全慧杰.森林生物量遥感反演建模基础与方法研究[D].北京:北京林业大学,2007.
- [14] 何春阳,曹鑫,史培军.基于 Landsat 7 ETM+Pan 全色数据的城市建筑物信息提取及其与 SPOT Pan 全色数据的比较研究[C]//青岛:第十四届全国遥感技术交流会会议文摘要集,2003.
- [15] 张哲.遥感图像信息容量的模型构建与差异性研究[D].西安:西北大学,2012.
- [16] 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 K, ZHANG X L, WANG S, *et al*. Study on the relationship between texture of quickbird image and biomass estimation in area of Jiufeng[J]. Geography and Geo-Information Science, 2013, 29(3): 52-55. (in Chinese)
- [17] 赵安玖.影像纹理窗口大小对山地阔叶林不同群落有效叶面积指数估测的影响[J].自然资源学报,2017,32(5):877-888.  
ZHAO A J. Effects of image texture window sizes on LAI estimation of different communities in montane broad-leaved forest[J]. Journal of Natural Resources, 2017, 32(5): 877-888. (in Chinese)
- [18] 侯逸晨,赵鹏祥,杨伟志,等.基于 SVM 的资源三号影像林地分类及精度评价研究[J].西北林学院学报,2016,31(1):180-

185.  
HOU Y C, ZHAO P X, YANG Z W, *et al.* Forest classification and accuracy assessment in ZY3 image with SVM method [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2016, 31(1): 180-185. (in Chinese)
- [19] 黎良财, 张晓丽, 郭航. 基于 SVM 方法的 SPOT-5 影像植被分类[J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(1): 51-56.  
LI L C, ZHANG X L, GUO H. Vegetation extraction in SPOT-5 image with SVM method [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014, 42(1): 51-56. (in Chinese)
- [20] 张现武, 郑春茂, 唐学君, 等. 上海市森林生态功能综合指数评定[J]. 亚热带水土保持, 2015(3): 34-37.  
ZHANG X W, ZHENG C M, TANG X J, *et al.* Assessment of comprehensive index for eco-function in Shanghai municipality [J]. Subtropica Soil and Water Conservation, 2015(3): 34-37. (in Chinese)
- [21] 孙华. 杉木人工林林分主要参数遥感反演技术研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2013.
- [22] 彭达. 森林生态功能等级划分标准的探讨[J]. 林业建设, 2005(5): 5-8.
- [23] 施恭明, 陈绍玲, 江希钿, 等. 基于免疫进化算法的投影寻踪森林生态功能评价模型[J]. 森林与环境学报, 2013, 33(2): 142-145.
- [24] 奚存娃, 巩金萍, 巩垠熙. 基于 BP 神经网络的森林生态功能指数评价——以甘肃森林资源清查数据为例[J]. 林业科技通讯, 2018(1): 7-12.  
XI C W, GONG J P, GONG Y X. Evaluation of forest ecological function index based on BP neural network; taking the data of forest resources inventory in Gansu as an example [J]. Forest Management, 2018(1): 7-12. (in Chinese).
- [25] BURKHART H E, TOMÉ M. Modeling forest trees and stands[M]. Berlin: Springer Netherlands, 2012.
- [26] 李明诗, 谭莹, 潘洁, 等. 结合光谱、纹理及地形特征的森林生物量建模研究[J]. 遥感信息, 2006(6): 6-9.  
LI M S, TAN Y, PAN J, *et al.* Modeling forest aboveground biomass by combining the spectrum, textures with topographic features [J]. Remote Sensing Information, 2006(6): 6-9. (in Chinese)
- [27] LU D, BATISTELLA M. Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in rondônia, brazilian amazon explorando texturas de imagens TM e suas relações com estimativas de biomassa em rondônia [J]. Acta Amazonica, 2005, 35(2): 249-257.
- [28] SARKER L R, NICHOL J E. Improved forest biomass estimates using ALOS AVNIR-2 texture indices [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 968-977.
- [29] 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 Q X, XU D P, JU H B. The biomass estimation of mangrove community based on the textural features and spectral information of TM images [J]. Forest Sources Management, 2010(6): 102-108. (in Chinese)
- [30] 刘芳, 冯仲科, 赵芳, 等. 资源三号遥感卫星影像的生物量反演研究[J]. 西北林学院学报, 2015, 30(3): 175-181.  
LIU F, FENG Z K, ZHAO F, *et al.* Biomass inversion study of ZY-3 remote sensing satellite imagery [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2015, 30(3): 175-181. (in Chinese)
- [31] 房秀凤, 谭炳香, 刘清旺, 等. 基于纹理信息的森林蓄积量估计[J]. 东北林业大学学报, 2017, 45(11): 21-25.  
FANG X F, TAN B X, LIU Q W, *et al.* Estimation of forest stock volume by texture information [J]. Journal of Northeast Forestry University, 2017, 45(11): 21-25. (in Chinese)
- [32] KUPLICH T M, CURRAN P J, ATKINSON P M. Relating SAR image texture to the biomass of regenerating tropical forests [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(21): 4829-4854.
- [33] 于泉洲, 王绍强, 黄昆, 等. 基于 Hyperion 高光谱数据的温带森林不同冠层结构的光谱特征分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(7): 1980-1985.
- [34] 郭颖. 森林地上生物量的非参数化遥感估测方法优化[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2011.
- [35] 杨远洋. 带估计的分割点采样的并行决策树[D]. 天津: 天津大学, 2014.
- [36] MENG J, LI S, WANG W, *et al.* Mapping forest health using spectral and textural information extracted from SPOT-5 satellite images [J]. Remote Sensing, 2016, 8(9): 719.