

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.03.09

引用格式: 高凯旋,焦海明,王新闻.融合影像纹理、光谱与地形特征的森林冠顶高反演模型[J]. 国土资源遥感,2020,32(3): 63–70. ( Gao K X, Jiao H M, Wang X C. Inversion model of forest canopy height based on image texture, spectral and topographic features[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 63–70. )

# 融合影像纹理、光谱与地形特征的森林冠顶高反演模型

高凯旋, 焦海明, 王新闻  
(河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000)

**摘要:** 针对基于光学遥感数据的区域森林冠顶高反演精度较低的问题, 基于 SPOT5 多光谱影像的纹理、光谱与地形特征参数分别运用多元逐步回归(multiple stepwise regression, MSR)、偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)和 BP(back-propagation)神经网络模型进行区域森林冠顶高反演, 对模型的反演精度进行对比分析, 确定研究区最优模型。结果显示, 各林型纹理参数与样地实测冠顶高相关性皆优于其他光谱参数, 各林型森林冠顶高反演模型中 BP 神经网络模型估算精度优于其他模型。对于 BP 神经网络模型, 阔叶林、针叶林与混交林模型验证结果的决定系数  $R^2$  分别为 0.76, 0.97 和 0.92, 均方根误差(root mean square error, RMSE) 分别为 1.6 m, 1.35 m 和 2.29 m。研究表明纹理参数可以很好地反映森林冠层的结构特征, 结合影像纹理、光谱与地形特征参数的 BP 神经网络模型在森林冠顶高反演方面具有良好的应用潜力。

**关键词:** 森林冠顶高; 多光谱影像; 纹理参数; 多元逐步回归模型; 偏最小二乘模型; BP 神经网络模型

**中图法分类号:** P 237    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1001-070X(2020)03-0063-08

## 0 引言

森林生态系统对全球气候变化和碳循环具有重要影响, 森林冠顶高是森林生态系统重要的结构参数, 掌握其准确分布与变化信息对森林生态系统的管理具有重要意义<sup>[1-3]</sup>。传统森林冠顶高获取方法多基于实地调查, 虽结果精准, 但耗时费力难以大规模实施, 且样地空间分布特征影响其代表性<sup>[4-5]</sup>。

遥感技术能快速、定量地获取区域森林参数信息, 已被广泛应用于各研究领域<sup>[5]</sup>。雷达数据因其能够精确可靠地获取森林冠顶高信息<sup>[6-8]</sup>, 越来越受到国内外研究者青睐, 但离散的特性限制了其在获取连续森林冠顶高中的应用<sup>[9]</sup>。而光学遥感影像可以获得森林连续分布信息<sup>[10]</sup>, 便于对区域森林参数进行时空格局和变化趋势分析。董立新等<sup>[11]</sup>使用多元线性回归模型结合 Landsat TM/ETM+ 数据及其派生数据, 进行空间扩展反演区域森林冠顶高, 其针叶林、阔叶林及针阔混交林反演模型的  $R^2$  分别为 0.69, 0.51 和 0.43; 吴迪等<sup>[12]</sup>基于 GLAS 冠

顶高数据和随机森林模型结合 275 m 空间分辨率多角度 MISR 数据反演区域森林冠顶高, 其  $R^2 = 0.72$ ,  $RMSE = 1.83$  m; 杨婷等<sup>[13]</sup>利用神经网络模型建立基于 GLAS 冠顶高和 500 m 空间分辨率 MODIS BRDF 数据的最佳波段组合森林冠顶高反演模型, 反演中国森林平均高度的连续分布, 其  $R^2$  为 0.68,  $RMSE$  为 4.8 m; Yu 等<sup>[14]</sup>利用 MISR 数据的光谱参数, 建立多元线性回归模型反演区域森林冠顶高, 其模型  $R^2$  为 0.61,  $RMSE$  为 2 m; 邱赛等<sup>[15]</sup>结合支持向量机回归模型(support vector regression, SVR)与 100 m 空间分辨率 HSI 数据前 3 个最小噪声分离分量建立区域森林冠顶高反演模型, 其  $R^2$  为 0.70,  $RMSE$  为 3.62 m。上述研究证明了利用光学遥感数据获取区域连续森林冠顶高的可行性, 但所用遥感数据空间分辨率及反演结果精度较低。

中高空间分辨率光学遥感数据能够提供更加清晰的森林冠层结构信息<sup>[16]</sup>, 其中纹理信息作为影响森林冠层结构变化的重要因素<sup>[17]</sup>, 受到了研究者的关注。Kayitakire 等<sup>[18]</sup>利用 1 m 空间分辨率 IKONOS-2 影像的纹理信息, 通过简单线性回归估算

收稿日期: 2019-10-09; 修订日期: 2019-11-27

基金项目: 河南省国土资源科研项目“耕地生态状况调查及其规模化整治技术研究与应”(编号: 豫政采(2)20190450-7)资助。

第一作者: 高凯旋(1992-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为 3S 技术理论与应用。Email: 972523964@qq.com。

通信作者: 王新闻(1979-), 男, 副教授, 主要研究方向为“3S”技术及其在生态学中的应用及土地生态。Email: wangxc@hpu.edu.cn。

云杉林林龄、最大冠顶高、周长、林分密度和基准面等参数,发现纹理信息对估算冠顶高有明显优势,其 $R^2$ 可达0.76; Gebreslasie 等<sup>[19]</sup>利用4 m 空间分辨率 IKONOS 影像的纹理信息与神经网络模型估算桉树林平均冠顶高,结果证明纹理信息能够反映重要的植被结构特征; Beguet 等<sup>[20]</sup>利用 VHR 影像提取纹理信息反演红松林结构特征,发现纹理与冠顶高关系密切,其冠顶高平均预测误差为3 m。上述研究均表明纹理信息可以较好地反演森林结构参数,但目前研究多基于单一林型和低空间分辨率数据,关于中高空间分辨率遥感影像及其派生参数的森林冠顶高反演研究较少,其最优参数及模型都需要进一步探索。

在反演模型方面,多元逐步回归(multiple stepwise regression, MSR)能够很好地解释因子间共线性问题<sup>[21]</sup>,但在样本较少的情况下,MSR 会出现过学习现象,导致其泛化能力较差<sup>[22]</sup>; 偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)将主成分、典型相关和多元线性回归分析有机结合,能够在自变量与因变量存在多重相关性的情况下建立回归模型<sup>[23]</sup>,其潜在因子个数对回归结果的精度影响较大,此外,森林冠顶高与遥感参数间可能存在复杂的非线性关系,故线性模型在森林冠顶高反演中存在局限性; BP(back-propagation)神经网络模型是机器学习中经典的非线性模型,其根据实际输出值与期望值间的差异进行逆调节,使其不断逼近期望值<sup>[24]</sup>,具有良好的自适应性和容错力,BP 的仿真精度取决于隐含层数和节点数,部分研究显示具有一个隐含层的神经网络即可满足大多研究要求<sup>[25]</sup>。

本研究针对 SPOT5 高空间分辨率数据以及不同的反演模型展开了对区域森林冠顶高反演的深入研究。在前人研究的基础上,利用遥感数据和数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据,提取影像光谱、地形特征及纹理参数,并结合样地实测冠顶高数据建立基于不同林型的 MSR, PLSR 和 BP 神经网络反演模型,通过比较确定最优模型,探讨最优反演参数及模型对提升森林冠顶高反演精度的潜力,为区域森林冠顶高高精度反演提供参考。

## 1 研究区及其数据源

### 1.1 研究区概况

研究区位于吉林省抚松县露水河林区( $N42^{\circ}24' \sim 42^{\circ}49'$ ,  $E127^{\circ}29' \sim 128^{\circ}02'$ ),由露水河林业局管理,总营运面积为1 213 km<sup>2</sup>。林区东南部地形较为平坦,西北部为起伏山地,南部为波浪状的熔岩高原。

林区气候属温带大陆性气候,降水充沛,年平均温度为0.9~1.5℃。研究区森林属于长白山顶级植物群落,主要由阔叶林、针叶林和针阔混交林组成,三者比例大致为3:1:1。研究区成熟林较为丰富,中幼龄林次之。森林大部分为天然林和天然次生林,其中分布有人工林。优势树种为红松(*Pinus koraiensis*)、紫椴(*Tilia amurensis*)、蒙古栎(*Quercus mongolica*)、杨树(*Populus davidiana*)和水曲柳(*Fraxinus mandshurica*)。

### 1.2 数据源及其预处理

#### 1.2.1 SPOT5 多光谱数据及预处理

本研究 SPOT5 影像的空间分辨率为10 m,具有绿光(0.49~0.61 μm)、红光(0.61~0.68 μm)、近红外(0.78~0.89 μm)和短波红外(1.58~1.78 μm)4个光谱带,分别对应 B1, B2, B3 和 B4 波段。利用 ENVI5.3 软件进行辐射定标和大气校正等预处理,将辐射率转换为地表反射率,消除大气散射、吸收等因素造成的图像失真<sup>[26]</sup>。考虑到样地布设过程中可能出现的全球定位系统(global positioning system, GPS)定位偏差、影像几何纠正误差及预处理后影像中样地位置与其实际位置无法完全匹配等情况,利用 ArcGIS10.3 软件均匀选取研究区内交叉点及拐点作为校正点,对 SPOT5 图像进行几何精纠正,保证误差控制在一个像素以内。

#### 1.2.2 样地实测数据及预处理

研究区南部65块样地野外调查数据获取于2008年8—9月间,为使样地覆盖不同的地形增加代表性,于2015年8—9月间在研究区西北部补充调查35块样地(图1)。研究区共设置100块实测样地,其中阔叶林41块、针叶林14块、针阔混交林45块、样地中心点坐标及高程信息由同步高精度GPS获取,范围为30 m×30 m。使用高度分辨率为0.1 m 高度计测量每块样地中胸径大于5 cm 的树

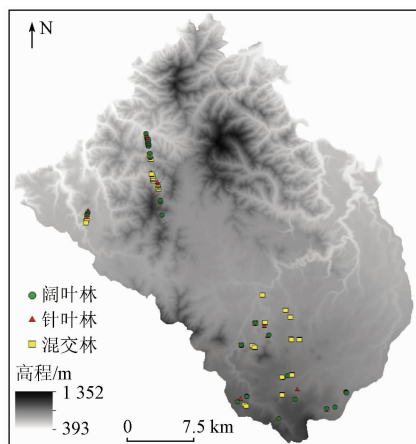


图1 露水河林场及样地分布

Fig.1 Lushuihe forest farm and plot distribution

木冠层高度,同时记录样地的坡度和坡向信息,并从露水河林业局获取研究区空间分辨率为 10 m 的 DEM 数据及数字林相图。本研究样地调查与遥感数据获取时间不一致,为了减弱林木自然生长、森林采伐或自然灾害等因素引起的冠顶高变化,根据实地林龄与冠顶高的关系进行校正,获得与遥感数据时间一致的森林冠顶高数据,并将样地内与最大冠顶高相差 2 m 以内所有冠顶高的均值作为实测最大冠顶高。最终随机选取 70 个样地(阔叶林 29 个、针叶林 10 个、针阔混交林 31 个)作为建模样本,剩余 30 个样地(阔叶林 12 个、针叶林 4 个、针阔混交林 14 个)作为验证样本。

2 研究方法

2.1 技术路线

首先,对研究区 SPOT-5 遥感影像和 DEM 数据进行预处理;然后,提取研究区森林的相关遥感参数;最后,联合样地最大冠顶高及所选遥感参数,基于不同林型分别建立区域尺度森林冠顶高反演模型,通过模拟分析确定最优模型。具体技术路线如图 2 所示。

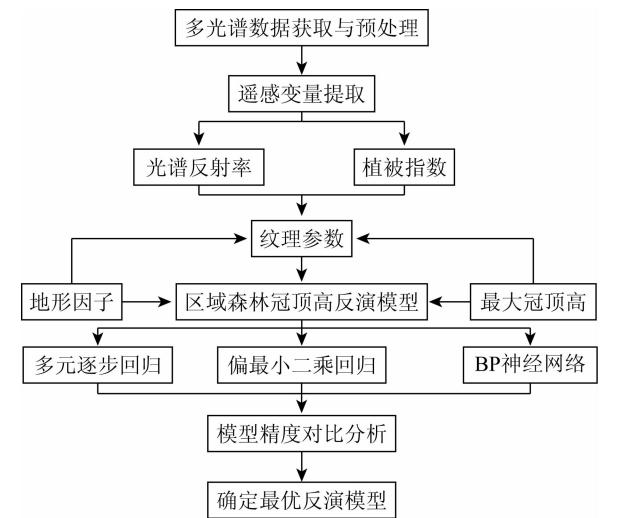


图 2 技术路线  
Fig.2 Technology roadmap

2.2 SPOT5 遥感参数提取及分析

本研究利用 ArcGIS10.3 软件对 SPOT5 影像预处理后的 3 个波段及植被指数、地形因子(海拔高度、坡度及坡向)进行 50 m × 50 m 的焦点统计,其像元值都取作以该像元为中心 5 像元 × 5 像元范围内所有像元值的均值。利用 ENVI5.3 软件提取归一化植被指数、比值植被指数、差值植被指数、土壤调节植被指数和修正土壤调节植被指数等(表 1)。

表 1 植被指数

Tab.1 Vegetation index		
序号	植被指数	公式 <sup>①</sup>
1	归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (NIR - R)/(NIR + R)$
2	比值植被指数(RVI)	$RVI = NIR/R$
3	差值植被指数(DVI)	$DVI = NIR - R$
4	土壤调节植被指数(SAVI)	$SAVI = 1.5(NIR - R)/(NIR + R + 0.5)$
5	修正土壤调节植被指数(MSAVI)	$MSAVI = \frac{NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$

①NIR 为近红外波段反射率; R 为红光波段反射率。

利用 Co-occurrence 度量工具,以 5 像元 × 5 像元窗口提取绿光、红光和近红外波段及植被指数的纹理信息,包括均值、方差、对比度、相关性、同质性、异质性、熵和角二阶距(表 2)。

表 2 纹理参数

Tab.2 Texture parameters		
序号	纹理特征	公式 <sup>①</sup>
1	均值(ME)	$ME = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j}$
2	方差(VA)	$VA = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j} (i - ME)^2$
3	对比度(CO)	$CO = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j} (i - j)^2$
4	相关性(CC)	$CC = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j} \left[ \frac{(i - ME)(j - ME)}{\sqrt{VA_i VA_j}} \right]$
5	同质性(HO)	$HO = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2}$
6	异质性(DI)	$DI = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j}  i - j $
7	熵(EN)	$EN = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j} (-\ln P_{i,j})$
8	角二阶距(SM)	$SM = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j}^2$

①  $P_{i,j} = V_{i,j} / \sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}$ , 式中:  $V_{i,j}$  为移动窗口的单元格第  $i$  行和第  $j$  列的值;  $N$  为行列数。

为确定最优遥感参数,避免参数之间存在较高共线性,以保证模型的简洁性及稳定性,在 SPSS 19 软件中进行遥感参数多重共线性分析,筛选方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF) 小于 10 的参数作为预测变量<sup>[27]</sup>。分析结果如表 3 所示。从表 3 可以看出纹理参数与样地实测冠顶高的相关性均优于光谱参数,说明纹理参数与森林冠顶高关系密切。

表 3 森林实测树高与遥感参数相关性分析  
Tab.3 Correlation analysis between measured tree height and remote sensing parameters in forests

阔叶林		针叶林		针阔混交林	
遥感变量 <sup>①</sup>	相关性 <sup>②</sup>	遥感变量	相关性	遥感变量	相关性
$EN_{RVI}$	0.790 **	$RVI$	0.800 **	$EN_{B2}$	0.860 **
$EN_{NDVI}$	0.550 **	$B3$	-0.718 *	$EN_{B3}$	0.842 **
$ME_{MSAVI}$	-0.584 **	$HO_{RVI}$	-0.765 **	$EN_{NDVI}$	0.841 **
$EN_{ASP}$	-0.656 **	$CC_{B3}$	-0.960 **	$SM_{SLO}$	0.808 **
$SM_{B3}$	-0.673 **			$B2$	-0.692 **
				$ME_{B1}$	-0.810 **

①在遥感变量中, $B1$ , $B2$  和  $B3$  分别为 SPOT5 多光谱影像绿光、红光及近红外波段的光谱反射率; $ASP$  和  $SLO$  分别为地形因子中的坡向与坡度;②在相关性中,\* 表示通过 0.05 水平的显著性检验,\*\* 表示通过 0.01 水平的显著性检验。

2.3 森林冠顶高反演模型建立

本研究以影像纹理、光谱与地形特征参数作为自变量,样地实测森林冠顶高作为因变量,分别以 MSR,PLSR 及 BP 神经网络模型进行区域森林冠顶高反演,并对比分析模拟结果确定最优模型。其中 MSR 和 PLSR 基于 SPSS19 软件完成,BP 神经网络基于 MATLAB R2014a 平台编写代码实现。经多次实验,当 PLSR 的潜在因子设置阔叶林为 2、针叶林为 3、针阔混交林为 3 时,对森林冠顶高的解译能力最强;当 BP 神经网络采用 3 层网络,最大训练次数设置为 1 000 次,目标误差为 0.01,隐含层采用 Sigmoid 激活函数,节点数设置阔叶林为 4、针叶林为 3、针阔混交林为 4 时,对森林冠顶高的仿真精度最高。

2.4 模型精度验证

在分林型建立区域森林冠顶高反演模型基础上,引入独立的验证样地参数进行验证,对估算结果与验证样本做线性分析,以校正决定系数  $AdjR^2$  和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为评价指标。 $AdjR^2$  可以反映模型的拟合优度,当模型自变量增加时,能够对自变量进行处罚,避免了决定系数  $R^2$  随模型自变量增加而不断增大的问题,能够更好地反映回归模型的优劣性。 $AdjR^2$  的值在 0 ~ 1 之间,越接近 1 说明自变量对因变量的解释能力越强;

$RMSE$  越小,表示模型预测能力越好。 $R^2$ , $AdjR^2$  和  $RMSE$  的计算公式分别为:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \tag{1}$$

$$AdjR^2 = 1 - \frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - p - 1}, \tag{2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}}, \tag{3}$$

式中: $\hat{x}_i$  为第  $i$  个样本预测值; $\bar{x}$  为样本平均值; $x_i$  为第  $i$  个样本值; $i$  为样本数; $n$  为样本总数; $p$  为样本特征数。

3 森林冠顶高反演结果与分析

各林型森林冠顶高反演模型及精度验证如表 4 所示。从表 4 中可以看出,阔叶林中 PLSR 与 MSR 的建模精度几乎相同,而 PLSR 的验证精度高于 MSR,说明对于阔叶林 PLSR 的泛化能力优于 MSR;针叶林中 PLSR 与 MSR 的  $R^2$  相差不大,但 PLSR 的

表 4 各林型森林冠顶高反演模型及精度验证  
Tab.4 High - inversion model and accuracy verification of forest crowns in different forest types

林型	指数	模型	$R^2$ <sup>①</sup>	$AdjR^2$	$RMSE$	独立验证	
						$R^2$	$RMSE$
阔叶林	MSR	$y = 28.798 + 5.38EN_{RVI} - 28.32SM_{B3} - 2.458EN_{ASP}$	0.75 *	0.72	1.93	0.65	2.56
	PLSR	$y = 30.696 + 3.82EN_{RVI} + 1.869EN_{NDVI} - 0.049ME_{MSAVI} - 3.217EN_{ASP} - 23.884SM_{B3}$	0.75 *	0.70	1.94	0.75	2.36
	BP	—	0.86	—	1.46	0.76	1.6
针叶林	MSR	$y = 18.582 - 22.945CC_{B3}$	0.92 **	0.91	1.99	0.81	1.97
	PLSR	$y = 58.132 + 0.99RVI - 406.121B3 - 21.719HO_{RVI} - 9.176CC_{B3}$	0.96 **	0.93	1.46	0.79	1.78
	BP	—	0.99	—	0.73	0.97	1.35
针阔混交林	MSR	$y = 18.019 + 8.681EN_{B2} + 8.324SM_{SLO} - 0.397ME_{B1}$	0.90 **	0.89	1.88	0.87	2.23
	PLSR	$y = 18.289 + 5.567EN_{B2} + 2.673EN_{B3} + 0.534EN_{NDVI} + 7.135SM_{SLO} + 61.514B2 - 0.44ME_{B1}$	0.92 **	0.90	1.76	0.91	2.07
	BP	—	0.98	—	0.64	0.92	2.29

① \* 表示通过 0.05 水平的显著性检验, \*\* 表示通过 0.01 水平的显著性检验。

*RMSE* 较小,说明对于针叶林 PLSR 的反演结果更好;混交林中 PLSR 的建模及验证精度皆优于 MSR;而 BP 神经网络在不同林型的区域森林冠顶高模拟中

皆优于 PLSR 与 MSR,说明其具有较好的应用潜力。在此基础上,利用 BP 神经网络对不同林型的森林冠顶高进行估算与验证,结果如图 3 所示。

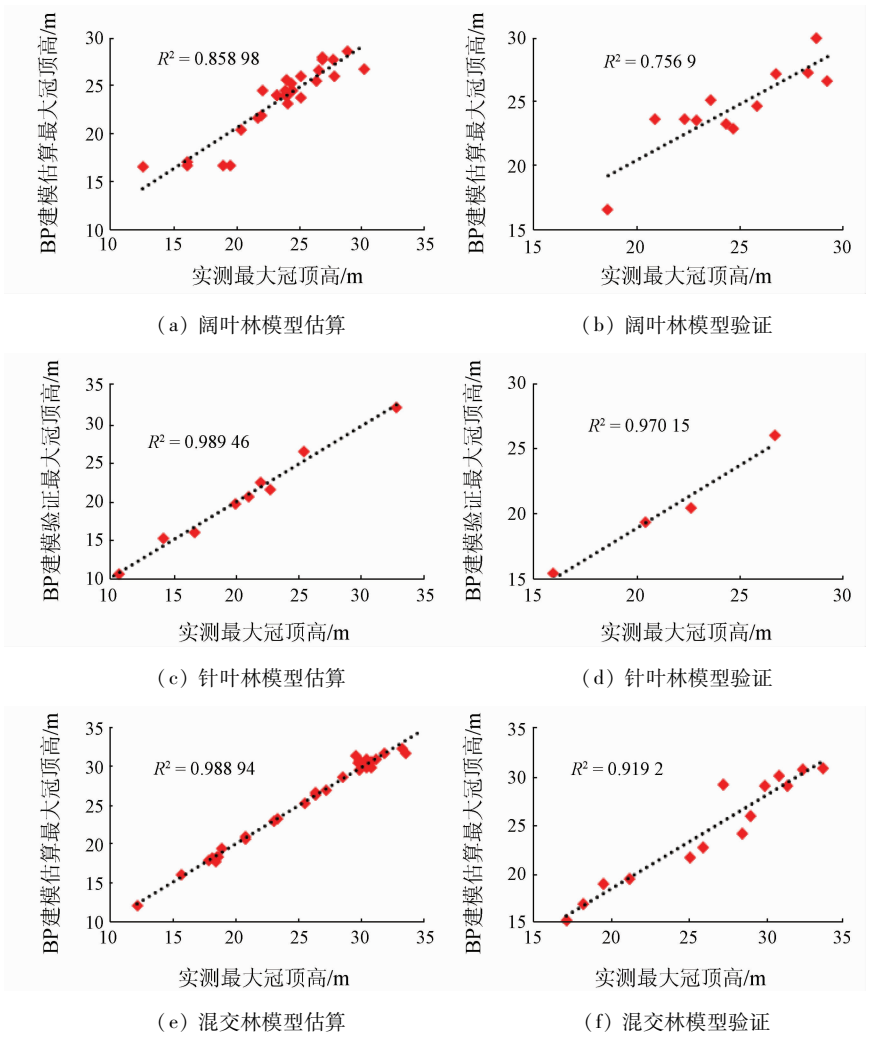


图 3 不同林型 BP 神经网络模型冠顶高模拟及验证

Fig. 3 Simulation and verification of crown height in different forest with BP neural network models

从表 4 和图 3(a) 可以看出,阔叶林建模参数中熵值纹理参数应用较多,熵值用于度量影像信息量,能够反映纹理的紊乱度或复杂度<sup>[28]</sup>,阔叶林中 BP 神经网络在最小和最大冠顶高的样地存在高估和低估,可能是阔叶林建模样地的实测冠顶高集中在 20~25 m 之间,模型估算结果也趋于此范围,导致了两极误差较大;而阔叶林样地多为中幼龄林,林木密集冠层郁闭度较高变化较小,导致熵值纹理参数对阔叶林冠层反馈不明显,这也可能是其反演精度较低的原因。由图 3(e) 可以看出,混交林建模样地冠顶高集中在 30 m 左右,混交林样地中成熟林居多,冠层结构复杂且变化大,建模参数中有较多熵值纹理参数,能够较好地反映混交林冠层结构的变化,这可能是其模拟精度优于阔叶林的原因。

4 讨论

通过研究可以看出,3 种林型中 PLSR 的反演结果皆优于 MSR,PLSR 的泛化能力比 MSR 更好,各林型中 BP 神经网络的建模精度及反演结果均优于 PLSR。模型验证精度分析表明,阔叶林与针叶林中 BP 神经网络比 PLSR 的验证精度更高,但针阔混交林的验证 *RMSE* 从 2.07 m 增加到 2.29 m,说明 BP 神经网络对混交林可能存在过拟合情况。阔叶林建模全部为纹理参数,可能是阔叶林复杂的冠层结构在光谱特征上没有统一的规律性;针叶林建模为 3 个纹理和 2 个光谱参数,可能是针叶林多层圆锥状冠层结构稳定的光谱特征;混交林有 1 个光谱及多个纹理建模参数,可能是混交林复杂的植被生化特



性,对 BP 神经网络输入与输出数据间“合理规则”的泛化能力没有线性模型强<sup>[29]</sup>。在较多森林冠顶高反演研究中,光谱参数易出现饱和问题<sup>[30]</sup>,导致高植被覆盖区森林冠顶高反演精度低。纹理参数能够反映森林冠层水平结构特征及森林冠层内部复杂的异质性,间接地反映森林冠层的垂直结构特征<sup>[31]</sup>,在一定程度上抑制了遥感参数饱和问题,可较好地反映林分之间的差异<sup>[32]</sup>。Shamsoddini 等研究表明纹理信息能更好地估算森林结构参数,研究显示并非所有的纹理参数都能反映森林冠层的结构特征,仅少数纹理在森林参数反演上有应用潜力<sup>[19,28,33-34]</sup>,本研究也有相似结论。谢士琴等<sup>[35]</sup>研究表明影像光谱信息易受地形起伏的影响,在构建森林结构参数反演模型时引入地形因子可提高模型反演精度。本研究阔叶林和针阔混交林冠顶高反演模型中存在地形因子的纹理参数,说明地形对森林冠顶高反演具有一定的影响。

在森林冠顶高反演研究中,非线性模型如随机森林、神经网络及 SVR 等应用广泛<sup>[12-13,15]</sup>。Gebreslasie 等<sup>[19]</sup>采用多元线性回归和 BP 神经网络估算了桉树林的平均冠顶高,结果表明非线性模型对复杂的森林冠层适应性较好,反演能力较强。本研究也验证在森林冠顶高反演中,BP 神经网络比线性模型反演精度更高。前人研究所用遥感影像空间分辨率较低,或者仅利用光谱及其派生因子作为输入参数,并且存在反演林型单一等问题。本研究利用 10 m 空间分辨率的 SPOT5 多光谱数据,同时引入影像光谱、地形因子及相关纹理特征,并基于不同林型建立森林冠顶高反演模型,建模方法及参数更加全面和多元化,模型针对性更明确。但研究区域相对单一,模型泛化能力及普适性需要更多实验来证明,且 BP 神经网络受到过拟合问题等限制,在今后的研究中需要进一步探索。

5 结 论

为了提高基于光学遥感数据的区域森林冠顶高反演精度,本研究基于 SPOT5 多光谱影像提取纹理、光谱和地形特征等参数,结合 MSR,PLSR 和 BP 神经网络分别进行区域森林冠顶高反演。

1)纹理参数与样地实测冠顶高相关性均优于光谱参数,说明纹理参数能够较好地反映森林冠层的变化,间接地反映森林冠层的垂直结构特征。

2)引入影像光谱、地形因子及相关纹理特征作为输入参数,以 BP 神经网络构建森林冠顶高反演模型,结果优于 MSR 和 PLSR。说明纹理、光谱与地

形特征参数与非线性模型的结合在森林冠顶高反演方面具有较好的应用潜力。

上述研究结果表明,在一定模型和算法的基础上,纹理相比于植被指数和光谱参数对“饱和现象”具有较好的抑制作用,在森林结构参数反演中具有较好的应用潜力。但是,在模型模拟过程中出现了过拟合现象,这与模型激励函数和训练样本以及测试数据集的合理性存在一定关系,在今后的研究中需要考虑增加样本基数;在样地选择方面,仍存在一定随机性误差,今后研究中应根据实际情况对样地进行分层抽样或者分群抽样,减少随机性误差,使估测结果更加符合实际情况。由于森林生态系统复杂的物理与生化特性,因此对森林生态的研究不是一蹴而就的,应该充分利用纹理特征参数,且针对能够反映森林状况的不同生化参数进行更深入的探索。

参考文献 (References) :

[1] 张继平,张林波,刘春兰,等. 井冈山中亚热带森林植被碳储量及固碳潜力估算[J]. 生态环境学报,2016,25(1):9-14.  
Zhang J P,Zhang L B,Liu C L,et al. Estimation of carbon storage and carbon sequestration potential of mid-subtropical forest vegetation in Jinggang Mountain[J]. Ecology and Eevironmental Sciences,2016,25(1):9-14.

[2] Pourrahmati M R,Baghdadi N N,Darvishsefat A A,et al. Capability of GLAS/ICESat data to estimate forest canopy height and volume in mountainous forests of Iran[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing,2017,8(11):5246-5261.

[3] Wang Y,Li G,Ding J,et al. A combined GLAS and MODIS estimation of the global distribution of mean forest canopy height[J]. Remote Sensing of Environment,2016,174(174):24-43.

[4] Eisfelder C,Kuenzer C,Dech S. Iderivation of biomass information for semi-arid areas using remote-sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing,2012,33(9):2937-2984.

[5] 姜雪婷,曾 源,吴炳方. 森林地上生物量遥感估测研究进展[J]. 国土资源遥感,2011,23(1):1-8. doi:10.6046/gtzyyg.2011.01.01.  
Lou X T,Zeng Y,Wu B F. Advances in remote sensing estimation of aboveground biomass in forests[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2011,23(1):1-8. doi:10.6046/gtzyyg.2011.01.01.

[6] 李 兰,陈尔学,李增元,等. 合成孔径雷达森林树高和地上生物量估测研究进展[J]. 遥感技术与应用,2016,31(4):625-633.  
Li L,Chen E X,Li Z Y,et al. Progress in forest tree height and aboveground biomass estimation of synthetic aperture Radar[J]. Remote Sensing Technology and Application,2016,31(4):625-633.

[7] Feliciano E A,Wdowinski S,Potts M D,et al. Estimating mangrove canopy height and above-ground biomass in everglades national

park with airborne LiDAR and TanDEM - X data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(7): 702.

[8] Wang M, Sun R, Xiao Z. Estimation of forest canopy height and aboveground biomass from spaceborne LiDAR and Landsat images in Maryland[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 344.

[9] 董立新. 基于多源遥感数据的三峡库区森林冠层高度与生物量估算方法研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2008.

Dong L X. A method for estimating forest canopy height and biomass in the Three Gorges reservoir area based on multi - source remote sensing data[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 2008.

[10] 黄克标, 庞勇, 舒清杰, 等. 基于 ICESat GLAS 的云南省森林地上生物量反演[J]. 遥感学报, 2013, 17(1): 169 - 183.

Huang K B, Pang Y, Shu Q T, et al. In - situ biomass inversion of forests in Yunnan Province based on ICESat GLAS[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(1): 169 - 183.

[11] 董立新, 吴炳方, 唐世浩. 激光雷达 GLAS 与 ETM 联合反演森林地上生物量研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2011, 47(4): 703 - 710.

Dong L X, Wu B F, Tang S H. Reconstruction of forest aboveground biomass by LiDAR GLAS and ETM[J]. Journal of Peking University(Natural Science), 2011, 47(4): 703 - 710.

[12] 吴迪, 范文义. 激光雷达协同多角度光学遥感数据反演树高[J]. 北京林业大学学报, 2014, 36(4): 8 - 15.

Wu D, Fan W Y. Retrieving tree height from LiDAR and multi - angle optical remote sensing data[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2014, 36(4): 8 - 15.

[13] 杨婷, 王成, 李贵才, 等. 基于星载激光雷达 GLAS 和光学 MODIS 数据中国森林冠层高度制图[J]. 中国科学(地球科学), 2014(11): 2487 - 2498.

Yang T, Wang C, Li G C, et al. Height mapping of Chinese forest canopy based on spaceborne laser Radar GLAS and optical MODIS data[J]. Science in China(Earth Science), 2014(11): 2487 - 2498.

[14] Yu Y, Yang X G, Fan W Y. Estimates of forest structure parameters from GLAS data and multi - angle imaging spectrometer data[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2015, 38: 65 - 71.

[15] 邱赛, 邢艳秋, 田静, 等. 星载 LiDAR 与 HJ - 1A/HSI 高光谱数据联合估测区域森林冠层高度[J]. 林业科学, 2016, 52(5): 142 - 149.

Qiu S, Xing Y Q, Tian J, et al. Joint estimation of regional canopy height by satellite LiDAR and HJ - 1A/HSI hyperspectral data[J]. Forestry Science, 2016, 52(5): 142 - 149.

[16] 孙华, 鞠洪波, 张怀清, 等. 基于 Worldview - 2 影像的林木冠幅提取与树高反演[J]. 中南林业科技大学学报, 2014(10): 45 - 50.

Sun H, Ju H B, Zhang H Q, et al. Tree crown extraction and tree height inversion based on Worldview - 2 imagery[J]. Journal of Central South University of Forestry and Technology, 2014(10): 45 - 50.

[17] Majdar R S, Ghassemian H. A probabilistic SVM approach for hyperspectral image classification using spectral and texture features[J]. International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(15): 4265 - 4284.

[18] Kayitakire F, Hamel C, Defourny P. Retrieving forest structure variables based on image texture analysis and IKONOS - 2 imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 102(3): 390 - 401.

[19] Gebreslasie M T, Ahmed F B, Aardt J. Extracting structural attributes from IKONOS imagery for Eucalyptus plantation forests in KwaZulu - Natal, South Africa, using image texture analysis and artificial neural networks[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(22): 7677 - 7701.

[20] Beguet B, Guyon D, Boukir S, et al. Automated retrieval of forest structure variables based on multi - scale texture analysis of VHR satellite imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2014, 96(4): 164 - 178.

[21] Zhu J, Huang Z, Sun H, et al. Mapping forest ecosystem biomass density for Xiangjiang River basin by combining plot and remote sensing data and comparing spatial extrapolation methods[J]. Remote Sensing, 2017, 9(3): 241 - 264.

[22] 郭云, 李增元, 陈尔学, 等. 甘肃黑河流域上游森林地上生物量的多光谱遥感估测[J]. 林业科学, 2015, 51(1): 140 - 149.

Guo Y, Li Z Y, Chen E X, et al. Multispectral remote sensing estimation of aboveground biomass of forests in the upper reaches of Heihe River basin in Gansu Province[J]. Forestry Science, 2015, 51(1): 140 - 149.

[23] Luo S Z, Wang C, Xi X H, et al. Fusion of airborne LiDAR data and hyperspectral imagery for aboveground and belowground forest biomass estimation[J]. Ecological Indicators, 2017, 73.

[24] 徐辉, 潘萍, 宁金魁, 等. 多元线性回归与神经网络模型在森林地上生物量遥感估测中的应用[J]. 东北林业大学学报, 2018, 46(1): 65 - 69.

Xu H, Pan P, Ning J K, et al. Application of multiple linear regression and neural network model in remote sensing estimation of forest aboveground biomass[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2018, 46(1): 65 - 69.

[25] Ingram J C, Dawson T P, Whittaker R J. Mapping tropical forest structure in south - eastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94(4): 491 - 507.

[26] 郭云开, 曾繁. 基于 FLAASH 与 QUAC 模型的 SPOT 5 影像大气校正比较[J]. 测绘通报, 2012, (11): 21 - 23.

Guo Y K, Zeng F. Comparison of atmospheric correction of SPOT 5 image based on FLAASH and QUAC model[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2012, (11): 21 - 23.

[27] Castillo M A, Ricker M, Jong B H J D. Estimation of tropical forest structure from SPOT - 5 satellite images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2010, 31(10): 2767 - 2782.

[28] 陈玲, 郝文乾, 高德亮, 等. 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 L, Hao W Q, Gao D L, et al. Recent advances in optical image texture information in forestry[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2015, 37(3): 1 - 12.

[29] 董立新, 戎志国, 李贵才, 等. 吉林长白山森林冠顶高度激光雷达与 MERSI 联合反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(9): 1020 - 1024.

Dong L X, Rong Z G, Li G C, et al. Joint inversion of LiDAR and MERSI in the height of forest top in Jilin Changbai Mountain[J].

Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2011, 36(9): 1020 – 1024.

[30] 廖凯涛, 齐述华, 王 成, 等. 结合 GLAS 和 TM 卫星数据的江西省森林高度和生物量制图[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 713 – 720.

Liao K T, Qi S H, Wang C, et al. Forest height and biomass mapping in Jiangxi Province based on GLAS and TM satellite data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 713 – 720.

[31] Eckert S. Improved forest biomass and carbon estimations using texture measures from WorldView – 2 satellite data[J]. Remote Sensing, 2012, 4(4): 810 – 829.

[32] Kelsey K C, Neff J C. Estimates of aboveground biomass from texture analysis of Landsat imagery[J]. Remote Sensing, 2014, 6(7): 6407 – 6422.

[33] Shamsoddini A, Turner R, Turner R. Pine plantation structure mapping using WorldView – 2 multispectral image[J]. International Journal for Remote Sensing, 2013, 34(11): 3986 – 4007.

[34] Gallardocruz J A, Meave J A, González E J, et al. Predicting tropical dry forest successional attributes from space: Is the key hidden in image texture? [J]. Plos One, 2012, 7(2): e30506.

[35] 谢士琴, 赵天忠, 王 威, 等. 结合影像纹理、光谱与地形特征的森林结构参数反演[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 125 – 134.

Xie S Q, Zhao T Z, Wang W, et al. Inversion of forest structure parameters based on image texture, spectral and topographic features [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 125 – 134.

## Inversion model of forest canopy height based on image texture, spectral and topographic features

GAO Kaixuan, JIAO Haiming, WANG Xinchuang

(School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

**Abstract:** To tackle the problem of low inversion accuracy of regional forest crowns based on optical remote sensing data, in this study the authors used multiple stepwise regression (MSR), partial least squares regression (PLSR) and back – propagation (BP) network models to perform regional forest crown height inversion based on the texture, spectral and topographic characteristics of SPOT5 multispectral images. The inversion accuracy of the models was compared and analyzed to determine the optimal model for the study area. The results show that the correlation between the texture parameters of each forest type and the measured canopy height of the plot is better than other spectral parameters. The BP neural network model performs better than other models, and the determination coefficients  $R^2$  of the validation results for the broad – leaved, coniferous, and mixed forest were 0.76, 0.97 and 0.92, respectively, and the root mean square error (RMSE) were 1.6 m, 1.35 m and 2.29 m, respectively. Studies have shown that texture parameters can reflect the structural characteristics of forest canopy well, and the BP neural network model combining image texture, spectrum and terrain feature parameters has good application potential in forest canopy height inversion.

**Keywords:** forest canopy height; multi – spectral imagery; texture parameter; multiple stepwise regression model; partial least squares model; BP neural network model

(责任编辑: 李 瑜)