

罗洪斌,舒清态,王强,等.多源遥感数据结合的橡胶林有效叶面积指数升尺度估测[J].江西农业大学学报,2020,42(2):349-357.



多源遥感数据结合的橡胶林有效叶面积指数升尺度估测

罗洪斌,舒清态*,王强,王冬玲

(西南林业大学 林学院,云南 昆明 650224)

摘要:【目的】针对传统森林叶面积指数监测的小尺度、对植被具有破坏性以及低效率。【方法】以机载LiDAR数据和Landsat 8 OLI数据为主要信息源,使用LiDAR点云基于Beer-Lambert定理反演得到点云条带区橡胶林有效叶面积指数,并用样地实测叶面积指数对其进行差异性检验。其次,以LiDAR点云得到有效叶面积指数作为训练样本结合Landsat 8 OLI数据,分别使用偏最小二乘回归模型和BP神经网络模型对有效叶面积指数进行升尺度光学遥感估测。【结果】1)LiDAR点云反演得到的有效叶面积指数与样地实测的叶面积指数之间极显著相关且差异不显著,相关系数为0.82。2)研究所建立的遥感估测模型中,BP神经网络回归模型的估测结果优于偏最小二乘回归模型,其决定系数 R^2 为0.54,均方根误差RMSE为1.23,相对均方根误差rRMSE为47.68%。【结论】在森林参数获取和林业调查中,机载激光雷达数据与光学遥感数据的结合可有效提高工作效率、降低调查成本、效弥补人工调查的不足。

关键词:叶面积指数;LiDAR;Landsat 8 OLI;橡胶林

中图分类号:S771.8 文献标志码:A 文章编号:1000-2286(2020)02-0349-09

Estimation of Effective Leaf Area Index Scales of Rubber Plantation Based on Multi-source Remote Sensing Data

LUO Hong-bin, SHU Qing-tai*, WANG Qiang, WANG Dong-ling

(College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the problems of small scale, destructive to vegetation and low efficiency of traditional forest leaf area index monitoring. [Method] Based on airborne LiDAR data and Landsat 8 OLI data, the effective leaf area index of rubber forest in point cloud strip area was inversed by using LiDAR point cloud based on Beer-Lambert theorem, and the difference was tested by the measured leaf area index of sample plot. Secondly, taking the effective leaf area index obtained from LiDAR point clouds as the training samples and combined with Landsat 8 OLI data, the partial least squares regression model and BP neural network model were respectively used to carry out scale-up optical remote sensing estimation on the effective leaf area index. [Result] The results showed that: (1) The effective leaf area index retrieved from LiDAR point cloud was highly

收稿日期:2019-12-27 修回日期:2020-02-20

基金项目:国家自然科学基金项目(31860205,31460194)和云南“唐守正”院士工作站项目(2018IC066)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(31860205,31460194)and Yunnan“Tang-Shouzheng”Academician Workstation Project(2018IC066)

作者简介:罗洪斌,orcid.org/0000-0002-9885-3014,825077301@qq.com;*通信作者:舒清态,副教授,博士,主要从事3S技术及森林景观经营研究,orcid.org/0000-0002-7425-1158,shuqt@163.com。

significantly correlated with the measured leaf area index of the sample plot, but the difference was not significant, and the correlation coefficient is 0.82. (2) In the remote sensing estimation model established by the research institute, the estimation result of the BP neural network regression model was better than that of the partial least squares regression model, and its determination coefficient R^2 was 0.54, the root mean square error $RMSE$ was 1.23, and the relative root mean square error $rRMSE$ was 47.68%. [Conclusion] For forest parameter acquisition and forest survey, the combination of airborne lidar data and optical remote sensing data can effectively improve work efficiency, reduce survey cost and effectively make up for the shortage of manual survey.

Keywords: leaf area index; LiDAR; landsat 8 OLI; rubber forest

【研究意义】叶面积指数(leaf area index, LAI)定义为单位地面面积上所有叶片单面面积的总和^[1], 作为表征植物冠层结构生理生化的一个重要参数在碳循环和水循环中起着重要的作用^[2-3]。传统的森林叶面积指数以实测数据为基础, 通过大量的野外调查, 不仅调查时间长、工作量大, 而且造成一定的破坏, 因此难以进行大区域推广^[4]。现阶段通常使用叶面积指数测量仪得到叶面积指数, 其中常用的测量仪器包括 $LAI-2200$ 、 $LAI-2000$ 、AccuPAR、Sunscan、Sunflecksceptometer Demon、TRAC 及鱼眼等光学仪器, 虽然方便快捷且不具破坏性, 但是测量结果存在较多不确定因素。首先, 叶面积仪是以点进行 LAI 的获取, 最后取平均值代替点尺度的林分 LAI 实际情况, 其原理是利用间隙率模型计算叶面积指数, 并且容易受到天气的影响, 其次已有研究表明叶面积仪器测量的 LAI 存在明显的低估现象, 低估范围为 25%~50%^[5-7]。【前人研究进展】机载激光雷达 (airborne light laser detection and ranging, LiDAR) 是传统雷达与现代激光技术结合的主动遥感技术, 具有高精度、全天候的特点, 可获取高精度植被表面点的三维坐标^[8], 已广泛应用于郁闭度、树高、叶面积指数等森林参数的提取, 其中基于 LiDAR 点云的 LAI 提取方法是将孔隙理论纳入比尔朗博定理, 激光雷达脉冲通过冠层的穿透率可以用来描述冠层孔隙度, 并可通比尔朗博定律转换成叶面积指数 LAI , Richardson^[9] 等利用航空离散回波激光雷达对 LAI 进行了 4 种建模方法的比较。4 种方法中, 基于单参数 (k : 消光系数) 的 Beer-Lambert 定律的模型精度最高 ($R^2=0.665$)。表明假设球面叶角分布的理论 k 值 ($k=0.5$) 和垂直光束天顶角 ($\beta=0.8$) 则可以用激光雷达数据估计植被的有效 LAI 。随后, 骆社周、赵传燕等^[10-11] 基于 Beer-Lambert 定律对森林 LAI 反演并与实际观测值进行对比其决定系数 R^2 分别为 0.81 和 0.73; Li 等^[12] 使用激光雷达数据通过比尔朗博定理计算得到有效叶面积指数并与破坏性取样得到的叶面积指数进行对比, 决定系数 R^2 为 0.76, 均方根误差 $RMSE$ 为 0.47。【本研究切入点】大量的研究表明了机载激光雷达数据能够反演高精度的森林有效叶面积指数。但是机载激光雷达数据获取成本高, 条带面积有限无法进行大尺度估测。光学遥感数据结合激光雷达数据, 可以使大区域森林叶面积指数估测与长时间变化监测成为可能。通过机载激光雷达数据快速获取的地面的 LAI , 并与光学遥感影像中提取的光谱植被指数之间建立回归统计模型, 从而预测植被 LAI 的大尺度空间分布。【拟解决的关键问题】本研究以云南省景洪市为研究区, 以机载 LiDAR 数据和 Landsat 8 OLI 数据为主要信息源, 使用 LiDAR 激光点云基于比尔朗博定理反演得到点云条带区的橡胶林有效叶面积指数, 并使用样地实测值对 LiDAR 激光点云反演的有效叶面积指数进行差异性检验。其次, 以有效叶面积指数作为训练样本结合 Landsat 8 OLI 遥感变量, 分别使用偏最小二乘回归模型和 BP 神经网络模型对叶面积指数进行估测, 从而为森林有效叶面积指数高效、快速、大尺度的遥感监测提供有利参考。

1 研究区概况及数据获取

1.1 研究区概况

研究区景洪市位于(东经 $100^{\circ}25' \sim 101^{\circ}31'$, 北纬 $21^{\circ}27' \sim 22^{\circ}36'$), 地处云南省南端、西双版纳傣族自治州的中部(图 1)。国土面积约 $6\ 959\ \text{km}^2$ 。东接勐腊, 北临普洱, 西接勐海, 南与缅甸接壤, 毗邻老挝、泰国。境内常年高温酷暑, 干湿分明, 日温差大, 年温差较小, 因此成为了橡胶林的主要分布区之一。

1.2 样地数据的获取与处理

研究所使用的样地数据获取时间为2014年4月,所有样地均分布于机载激光雷达数据条带内,为保证数据的代表性选择不同龄级、不同叶面积指数大小的样地共44块,为了与Landsat8 OLI光学遥感影像数据的分辨率大小(30 m×30 m)相匹配,样地的大小为30 m×30 m,分别对每块样地进行每木检尺测量样地内每株橡胶树的胸径、树高并记录样地的坡度、坡向以及GPS定位信息,其次,在样地内选取标准木进行样本叶片的采集,根据橡胶树叶片的大小以及分布位置选取上、中、下3层叶片作为样本,并对摘取的鲜叶叶片进行称重,使用叶面积测量仪测量其鲜叶叶片的面积,以其作为样本叶面积。

1.3 机载激光雷达数据获取及处理

激光雷达数据的获取采用中国林科院的LiCHY (LiDAR, CCD and Hyperspectral 系统。激光雷达数据获取时间为2014年4月,由RIEGL LMS-Q680i激光雷达传感器获得,传感器平均飞行高度为851 m,共6个航带,最高脉冲发射频率400 kHz,激光脉冲发射频率400 kHz,点云的密度为3.9个/m²,飞行高度为851 m,扫描角度为±30°,共6个条带。

点云数据预处理和有效叶面积指数的计算运用LiDAR360软件进行。主要包括:点云去噪、地面点滤波、植被点的分类(根据相关研究通常取0~2 m设为低植被点,2~6 m设为中间植被点,6~30 m为高植被点,30~150 m为建筑物)等处理,并利用地面点生成的DEM对点云进行归一化处理。

1.4 Landsat8 OLI影像数据的获取与处理

研究所使用的Landsat8 OLI光学遥感数据拍摄于2014年4月,Landsat8 OLI遥感影像数据属于L1级别,理论设计精度达12 m,且每景遥感影像误差不超过0.1个像素,因此本研究对影像进行了辐射定标、大气校正、几何校正、地形校正以及对影像进行拼接和裁剪,并结合研究区橡胶树布矢量图进行裁剪得到研究区橡胶林分布的影像。

2 研究方法

2.1 样地叶面积指数的计算

样地叶面积指数根据叶面积与生物量的关系推算得,计算原理如下:

单株叶生物量计算:橡胶树单株叶生物量使用唐建维^[13]等研究得到的橡胶树单株叶片生物量模型推算样地尺度的样地橡胶树叶生物量,计算公式为:

$$W = 0.007D^{2.215} \quad (1)$$

式(1)中, D 为胸径(cm), W 为叶生物量(kg)

单株总叶面积的计算:根据橡胶树叶片含水量,推算出样本叶生物量 W_1 ,按下式计算出单株的总叶面积,计算公式为:

$$S = \frac{W \times S_1}{W_1} \quad (2)$$

式(2)中, S 为单株总叶面积, W 为单株叶生物量, S_1 为样本叶面积(m²)

样地叶面积指数的计算:单株叶面积汇总得到样地叶面积,根据单面总叶面积的除以样地面积计算得到样地橡胶树叶面积指数,计算公式为:

$$LAI = \frac{S_{\text{总}}}{S_{\text{样}}} \quad (3)$$

式(3)中, LAI 为样地橡胶树叶面积指数, $S_{\text{总}}$ 为样地内橡胶树单面总叶面积, $S_{\text{样}}$ 为样地面积。

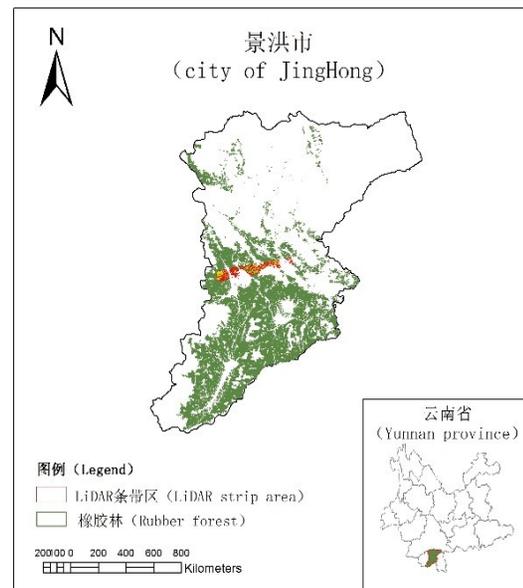


图1 研究区地理位置

Fig.1 The location of study area

2.2 基于 LiDAR 有效叶面积指数的提取

根据预处理得到激光点云在 LiDAR360 软件下进行橡胶林有效叶面积指数的提取,由于 Landsat 8 OLI 栅格大小为 30 m×30 m,因此有效叶面积指数以 30 m×30 m 分辨率方式输出。其计算原理没有考虑聚集情况,也没有考虑光合作用部分和非光合作用部分的分离,LiDAR360 提取的叶面积指数指的是有效的植被面积指数。首先,根据分类完成的点云得到林分间隙率,结合用户设定的叶倾角分布(已有研究表明叶倾角的椭圆分布可能适用于大部分森林的实际情况,值为 0.5。)计算得到植被的有效叶面积指数^[9]其计算原理如下:

$$LAI = -\frac{\cos(ang) \times \ln(GF)}{k} \tag{4}$$

式(4)中,ang 是平均扫描角,GF 是间隙率,k 是消光系数,消光系数与树冠的叶倾角分布紧密相关,ln 是自然对数。

平均扫描角计算公式如下:

$$ang = \frac{\sum_{i=1}^n angle_i}{n} \tag{5}$$

式(5)中,ang 是平均扫描角度,n 是点数,angle 是第 i 个点的扫描角度。

间隙率的计算,使用以下公式:

$$GF = \frac{n_{ground}}{n} \tag{6}$$

式(6)中,n_{ground} 是提取的 Z 值低于高度阈值的地面点数,n 是总点数。

2.3 基于 LiDAR 条带的有效叶面积实数样本选取

据已有的研究区橡胶树分布矢量图裁剪得到条带区橡胶林的有效叶面积指数。在 ARCGIS 软件中创建渔网产生 1 502 个点作为样地点,并提取样地点所对应的有效叶面积指数作为训练样本(图 2)。

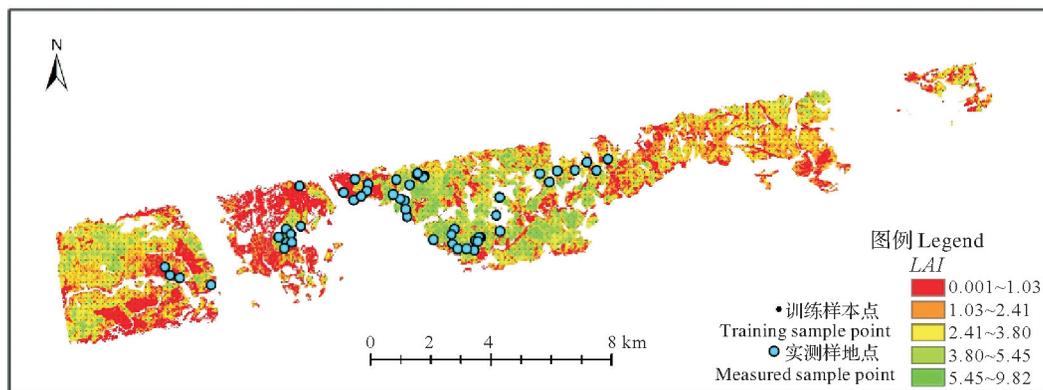


图 2 采样点和实测样地点样地点分布

Fig.2 distribution diagram of sampling points and measured sampling points

2.4 Landsat8 OLI 光学遥感影像因子提取

遥感影像上的不同色彩、纹理信息及其它特征由植被的不同森林结构参数所表现。这些特征的遥感信息均可作为遥感估测橡胶树叶面积指数模型的备选参数。本研究提取了特征波段、植被指数、信息增强因子、纹理因子等作为备选参数(表 1)^[14]。

2.5 自变量的筛选

提取的变量参数较多,各自变量参数与有效叶面积指数之间的相关性参差不齐,并非所有变量都适合引入有效叶面积指数估测,因此在 SPSS19 软件下将自变量与因变量进行 Pearson's 相关性双侧检验,通过分析相关性系数和显著性水平,择优选取自变量参数,由于样本数量较多,变量参数也较多,因此选择相关系数大于 0.4 的变量作为备选变量,结果见表 2。

2.6 统计分析模型

偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)模型可以解决多个变量之间的多重共线性问

表 1 变量参数说明
Tab.1 Description of variable parameters

数据类型 Data type	变量名称 Variable name	变量符号及解释 Variable symbol and explanation
	Landsat8/OLI 第 1~7 波段	$B1 \sim B7$
	差值植被指数(DVI)	$DVI = B_5 - B_4$
	归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = \frac{B_5 - B_4}{B_5 + B_4}$
	增强植被指数(EVI)	$EVI = 2.5 \times \left(\frac{B_5 - B_4}{B_5 + 6B_4 - 7.5B_2 + 1} \right)$
	土壤调节植被指数(SAVI)	$SAVI = \frac{(B_5 - B_4) \times (1 + L)}{B_5 + B_4 + L}$
	比值植被指数(RVI)	$RVI = \frac{B_5}{B_4}$
	有效叶面积指数(SLAVI)	$SLAVI = \frac{B_5}{B_4 + B_7}$
Landsat8 OLI	转换型植被指数(TNDVI)	$TNDVI = \sqrt{(B_5 - B_4)/(B_5 + B_4) + 0.5}$
	第一主成分	PC1
	第二主成分	PC2
	第三主成分	PC3
	均值	ME
	方差	VA
	协同性	HO
	对比度	CO
	相异性	DI
	信息熵	EN
	二阶距	SM
	相关性	CR

L 为土壤调节系数,本文取 $L=0.5$

L is the soil adjustment coefficient, and $L=0.5$ is taken in this paper

表 2 自变量的相关性筛选结果
Tab.2 Correlation screening results of independent variables

变量 Variable	$B1$	$B2$	$B3$	$B4$	NDVI	DVI	SAVI	RVI
相关系数 Correlation coefficient	0.43**	-0.47**	-0.49**	-0.50**	0.58**	0.47**	0.58**	0.54**
变量 Variable	SLAVI	TNDVI	NDVI	ME3	ME4	ME2	PC2	
相关系数 Correlation coefficient	0.50**	-0.50**	0.58**	-0.50**	-0.52**	0.47**	-0.49**	

**表示极显著相关($P<0.01$);*表示显著相关($P<0.05$)

*Correlation is significant at the 0.05 level;**Correlation is significant at the 0.01 level

题,同时小样本的特点,原理为: b 个自变量(X_1, X_2, \dots, X_b)、单个因变量 M , n 样本数;由此构成自变量和因变量的矩阵 $F=[x_1, x_2, \dots, x_n]_{n \times a}$ 和 $M=[m]_{n \times 1}$ 。分别在 X 与 Y 中提取一对成分 t_1 和 u_1 。并分别实施对成分 t 的回归,直到回归方程精度达到满意为止。否则 X 和 Y 对 t_1 回归后的残余信息再进行下一轮成分提取,直至满足预期的精度^[15]。

BP(BP neural network regression model)神经网络模型是目前应用较广的神经网络模型之一。其包括:输入层(I),隐含层(H)和输出层(O)其原理为:BP神经网络在传播过程中,误差向前,而信号从输入

层到隐含层逐层处理,最后到达输出层,而且下一层的神经元只能被当前的神经元影响;如果输出层的值和期望输出不一样,则生成一个误差值,将这个误差值反向传播,BP神经网络会根据该误差值调整网络的阈值和权值,如此循环,BP神经网络就能逐渐接近期望输出^[16]。

估测模型的拟合和预测效果通过决定系数(R^2)、均方根误差($RMSE$)、相对均方根误差($rRMSE$)作为评价指标。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (L_i - \hat{L}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (L_i - \bar{L})^2} \tag{7}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (L_i - \hat{L}_i)^2}{n}} \tag{8}$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{L}} \tag{9}$$

式中, L_i 为有效叶面积指数; \bar{L} 为有效叶面积指数平均值; \hat{L}_i 为模型估测值; n 为样本数量。

3 结果分析

3.1 样地实测叶面积指数与 LiDAR 反演的有效叶面积指数精度验证

为验证机载激光雷达数据的可行性,本文将样地测量的橡胶林叶面积指数与机载 LiDAR 数据反演得到的橡胶树有效叶面积指数进行对比分析(图 3),并使用 SPSS 19.0 统计分析软件对两组数据进行差异性检验和相关性分析(表 4)。

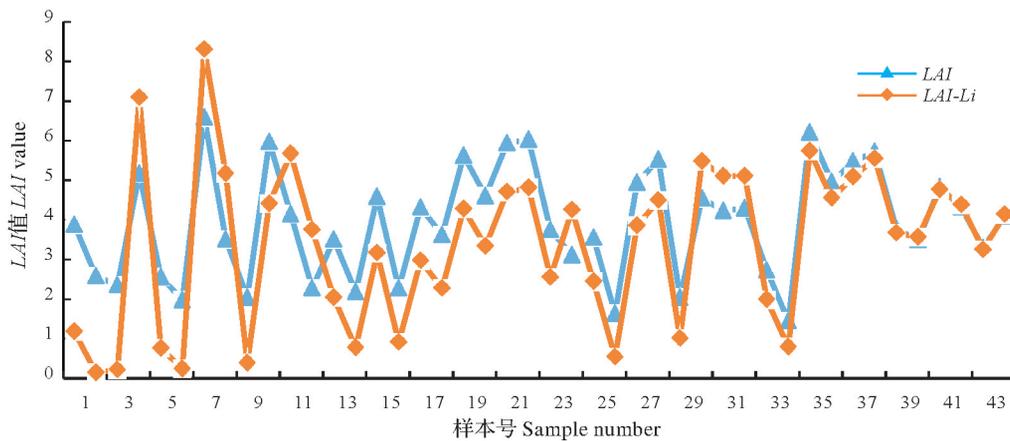


图 3 LiDAR 与样地实测值对比

Fig.3 Comparison between LiDAR and measured values of sample plots

表 4 差异性检验

Tab.4 Difference test

分组 Groupe	数量 Number	秩均值 Rank mean	卡方 Chi-square	显著性(双侧) Significance (bilateral)	相关系数 Correlation coefficient
LAI	44	47.95	1.61	0.21	0.82(sig<0.01)
LAI-Li	44	41.05			

从样地实测叶面积指数与 LiDAR 数据反演有效叶面积指数分布来看两者总体的差异并不明显,由于 LiDAR 数据反演叶面积指数未考虑叶片的聚集效应所以得到的是有效叶面积指数,因此 LiDAR 数据反演的有效叶面积指数总体要小于样地实测叶面积指数,但是少部分样点的差别仍然明显,从两者的计算原理分析得出:其一,样地数据的处理过程中,样地尺度的橡胶林叶面积指数是通过样本

叶面积与叶生物量之间的关系转换的到,此过程中存在一定不确定因素,首先,橡胶叶生物量估算模型的适用性和模型精度有待考证;其次,叶面积样本人工调查过程中存在一定的测量误差。其二,激光雷达数据获取过程中,在复杂地形和植被环境条件下数据质量存在不可避免的误差;其次,激光点云数据量大,处理过程中目视判别对点云进行编辑的时也存在一定误差,这也是影响估测结果的原因之一。

从差异性检验结果来看,实测叶面积指数与LiDAR数据反演有效叶面积指数的双侧显著性(Sig)= $0.21 > 0.05$,结果表明两者之间的差异性不显著,且极显著相关(Sig)= $0.00 < 0.01$,相关系数 R 为0.82。差异性检验和相关性充分证明了基于机载激光雷达反演得到橡胶树有效叶面积指数的准确性和可靠性,表明机载LiDAR能够获得高精度的橡胶林有效叶面积指数,结合了光学遥感数据和激光雷达数据对景洪橡胶林叶面积指数的升尺度估测具有可行性。

3.2 基于Landsat8 OLI数据的有效叶面积指数遥感估测模型建立

在MATLAB2017B软件下以LAI为因变量,以筛选后的14个遥感变量为自变量,分别采用偏最小二乘回归模型和BP神经网络模型对LAI进行遥感估测,建模样本1002个,500作为检验。其中,BP神经网络回归模型的构建使用软件提供的newff函数进行BP神经网络模型的构建,网络隐含层神经元传递函数采用S型正切函数tansig,训练函数使用Levenberg-Marquardt函数,在网络构建过程中,隐含层的神经元的数量对于预测精度有着较大的影响,若神经元数量较多,则训练时间较长,同时容易造成过拟合现象,若神经元数量较少,则网络预测效果较差,因此根据Kolmogorov定里进行隐含层神经元设置。模型拟合结果和预测结果见表5。

表5 模型拟合结果
Tab.5 Model fitting results

模型 Model	R^2	RMSE	rRMSE/%
PLSR	0.38	1.41	54.92
BPNN	0.54	1.23	47.68

从两种模型的LAI的估测结果来看,偏最小二乘回归模型的拟合结果精度较低,模型的决定系数(R^2)为0.38、均方根误差(RMSE)为1.41、相对均方根误差(rRMSE)为54.92%,BP神经网络模型的拟合精度明显优于偏最小二乘回归模型,模型的决定系数(R^2)为0.54、均方根误差(RMSE)为1.23、相对均方根误差(rRMSE)为47.68%,预测结果的决定系数和均方根误差均明显高于偏最小二乘回归模型预测结果。结果表明,估测模型的选择对于提高有效叶面积指数的估测精度有显著的影响,就本研究而言非线性模型和线性模型由于模型的泛化能力不同,其估测结果也存在着一定差别。

从预测结果的散点图来看(图4、图5),PLSR模型和BP神经网络模型的预测均存在高值低估和低值高估现象,当有效叶面积指数较小时高值低估和低值高估现象不太明显,通过分析得出:对于遥感影像植被定量反演中而言,当林分中有灌木或草本的渗入会产生混合像元,而激光雷达反演有效叶面积指数时根据所设置的高度阈值可以去除灌木和草本的渗入带来的影响,其次,样点并不完全位于像元中心,通过重采样的方式来提取样点所对应的像元值,因此也会带来一定的估测误差;随着有效叶面积指数的增大,高值低估现象越为明显,相比较而言BP神经网络回归模型的预测值相较于偏最小二乘回归模型的预测值更为收敛,泛化能力较好,但是随着有效叶面积指数的增大,尤其当有效叶面积指数大于6以后高值低估现象越为明显,进而呈现出饱和趋势,归因于随着有效叶面积指数的增大,各自变量随因变量变化的灵敏度逐渐降低,进而达到饱和,此时光学影像信息不能真实的反应地面植被情况,从而导致有效叶面积指数的高值低估;同时从遥感数据源的角度来看,激光雷达数据和光学遥感数据的获取过程中,传感器的飞行姿态、大气以及复杂地形和植被环境条件下数据质量存在不可避免的误差,其次激光点云数据量大,处理过程中目视判别对点云进行编辑的时也存在一定误差,这也是影响估测结果的原因之一。

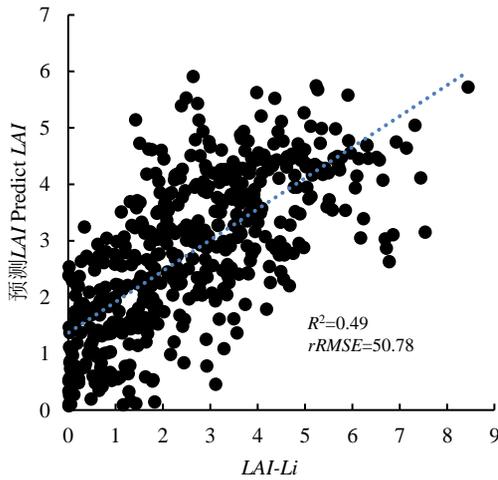


图4 BP神经网络模型预测结果

Fig.4 Estimation results of BP neural network model

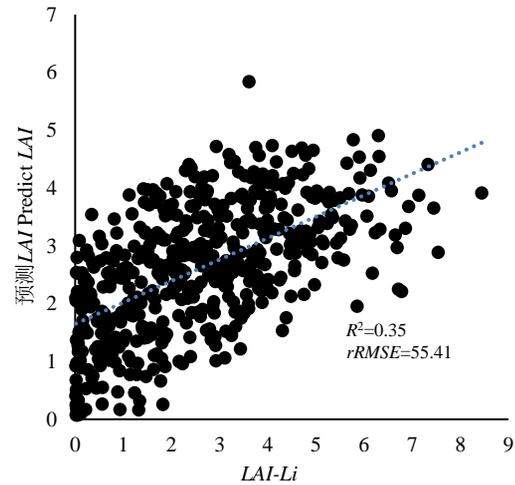


图5 PLS回归模型预测结果

Fig.5 Estimation results of PLSR regression model

4 结论与讨论

本研究以云南省景洪市为研究区,以机载 LiDAR 数据和 Landsat 8 OLI 数据为主要信息源,以 LiDAR 激光点云基于比尔朗博定理反演得到点云条带区的橡胶林有效叶面积指数,使用样地实测值对用 LiDAR 激光点云反演得到的有效叶面积指数进行差异性检验,并以有效叶面积指数作为训练样本创建样本点,提取样点所对应的 LAI 和 Landsat 8 OLI 遥感变量,分别使用偏最小二乘回归模型和 BP 神经网络模型对有效叶面积指数进行估测得到以下结论:1)通过对比 LiDAR 反演的有效叶面积指数和样地实测叶面积指数发现, LiDAR 点云反演的有效叶面积指数与样地实测的叶面积指数有着良好的相关性(相关系数 R 为 0.82)且差异并不显著($sig=0.21>0.05$),说明激光雷达可以获得高精度的有效叶面积指数,在一定程度上能够有效弥补传统野外调查费时、费力的不足。2)以有效叶面为训练样本,提取样点所对应的 LAI 和 Landsat 8 OLI 遥感变量进行有效叶面积指数升尺度遥感估测模型,通过预测结果对比得出 BP 神经网络回归模型的估测结果优于偏最小二乘回归模型,其决定系数 R^2 为 0.54,均方根误差 RMSE 为 1.23,相对均方根误差 rRMSE 为 47.68%

激光雷达数据具有主动性全、全天候的、三维高精度的特点,光学遥感数据则具备大尺度、多时相的优点,因此多源数据的结合成为了森林参数反演的重要途径。本文结合了光学遥感数据和激光雷达数据对景洪橡胶林叶面积指数的升尺度估测,此方法虽然具有一定的便捷性和可行性,但就本研究而言也存在一定的问题。首先,野外样地数据的处理过程中,橡胶单株叶生物量是采用单株叶生物量模型进行计算,进而推算出样地的叶面积指数,此过程中存在一定不确定因素,其一橡胶叶生物量估算模型距今有一定的时间差距,其适用性和模型精度有待验证,由于数据的局限性,无法对其进行对比,其二叶面积样本人工调查过程中存在的测量误差会对验证结果带来一定的影响。其次,数据源的误差也是重要的误差来源,激光雷达数据获取时会受到飞行姿态等环境因素的影响,在橡胶林郁闭度较低时,灌草的反射率信息会渗入像元导致反射率增加或者减小,同时光学遥感估测过程中光学遥感数据存在一定的饱和问题,这是遥感定量反演中的世界性难题,这在本研究中也有所体现。在今后的研究中,为了提高反演的精度,应严格规范操作规程尽量减少数据获取过程带来的测量误差,对整个数据获取流程进行严格要求,采用其他的遥感估测模型进行对比择优。

参考文献:

[1] Watson D J.Comparative physiological studies on the growth of field crops : i.variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties ,and within and between years[J].Annals of Botany, 1947, 11(41) :41-76.
 [2] Myneni R B, Ross J, Asrar G, et al.A review on the theory of photon transport in leaf canopies [J].Agricultural and Forest Meteorology, 1989, 45(1/2) :1-153.

- [3] Arora V. Modeling vegetation as a dynamic component in soil-vegetation-atmosphere transfer schemes and hydrological models[J]. *Reviews of Geophysics*, 2002, 40(2): 1-26.
- [4] 尤号田, 邢艳秋, 王铮, 等. 利用LiDAR离散点云估测针叶林叶面积指数[J]. *西北林学院学报*, 2014, 29(3): 41-47.
You H T, Xing Y Q, Wang Z, et al. Estimation of the leaf area index of coniferous forests using lidar discrete point cloud[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2014, 29(3): 41-47.
- [5] Zhao J, Li J, Liu Q, et al. A preliminary study on mechanism of lai inversion saturation[J]. *ISPRS- International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, XXXIX-B1: 77-81.
- [6] Breda, N. J. J. Ground-based measurements of leaf area index: a review of methods, instruments and current controversies[J]. *Journal of Experimental Botany*, 2003, 54(392): 2403-2417.
- [7] Chen J M, Rich P M, Gower S T, et al. Leaf area index of boreal forests: theory, techniques, and measurements[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1997, 102(D24): 29429-29443.
- [8] 罗洪斌, 舒清态, 王强, 等. 运用机载激光雷达和陆地卫星数据对橡胶林地上生物量的估测[J]. *东北林业大学学报*, 2019(7): 56-61.
Luo H B, Shu Q T, Wang Q, et al. Estimation of above ground biomass of rubber forest with airborne lidar and landsat8/oli data[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2019(7): 56-61.
- [9] Richardson J J, Moskal L M, Kim S H. Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete-return lidar[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(6/7): 1152-1160.
- [10] Luo S Z, Wang C, Zhang G B, et al. Forest leaf area index (LAI) inversion using airborne lidar data[J]. *Chinese Journal of Geophysics-Chinese Edition*, 2013, 56(5): 1467-1475.
- [11] 李文娟, 赵传燕, 别强, 等. 基于机载激光雷达数据的森林结构参数反演[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(5): 917-924.
Li W J, Zhao C Y, Bie Q, et al. Inversion of forest structure parameters based on airborne lidar data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*. 2015, 30(5): 917-924.
- [12] Li Y, Guo Q, Su Y, et al. Retrieving the gap fraction, element clumping index, and leaf area index of individual trees using single-scan data from a terrestrial laser scanner[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130: 308-316.
- [13] 唐建维, 庞家平, 陈明, 等. 西双版纳橡胶林的生物量及其模型[J]. *生态学杂志*, 2009, 28(10): 1942-1948.
Tang J W, Pang J P, Chen M Y, et al. Biomass and its estimation model of rubber plantations in Xishuangbanna, Southwest China[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2009, 28(10): 1942-1948.
- [14] Morsdorf F, Kötz B, Meier E, et al. Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(1): 50-61.
- [15] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 150-157.
Wang H W. *Partial least squares regression method and its application* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999: 150-157.
- [16] 胥喆, 舒清态, 杨凯博, 等. 基于非成像高光谱的高山松叶绿素估算模型研究[J]. *西北林学院学报*, 2017, 32(2): 73-78.
Xu Z, Shu Q T, Yang K B, et al. Estimation models of chlorophyll in pinus densata based on non-imaging hyperspectrum [J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2017, 32(2): 73-78.
- [17] 徐辉, 潘萍, 杨武, 等. 基于多源遥感影像的森林资源分类及精度评价[J]. *江西农业大学学报*, 2019, 41(4): 751-760.
Xu H, Pan P, Yang W, et al. Classification and accuracy evaluation of forest resources based on multi-source remote sensing images [J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2019, 41(4): 751-760.