

DOI: 10.13332/j.1000-1522.20140402

基于林分结构响应的 PALSAR 森林结构参数估测

赵明瑶¹ 刘会云² 张晓丽¹ 焦志敏¹ 姚 智¹ 杨 铭¹
(1 北京林业大学精准林业北京市重点实验室 2 河北工业职业技术学院)

摘要:为提高 ALOS PALSAR 数据估测森林结构参数的精度,引入代表林分结构复杂程度的调整熵值(ENT_{adj})参与估测,以消除林分结构对雷达后向散射系数的干扰。首先利用野外样地实测的树高计算林分的调整熵值,与 Landsat8 OLI 第 6 波段建立线性回归模型,获得基于像元的调整熵值。一般森林结构参数与 ALOS PALSAR 后向散射系数之间的关系可以用对数模型模拟。引入基于像元的调整熵值作为自变量对原始对数模型进行改进,分别对林分平均高、林分平均胸径、林分蓄积量建立了 3 种形式的改进模型。利用原始模型和改进模型分别对杉木林、马尾松林、阔叶林和针阔混交林的上述森林结构参数进行估测。最后比较模型拟合精度筛选出 3 项森林结构参数在各类森林中的最优模型,共计 12 个。结果表明:考虑林分结构干扰后,雷达估测森林结构参数模型的拟合精度 R^2 均得到了提高。马尾松林各项森林结构参数模型的拟合度提高最大。精度检验结果表明:林分平均高估测精度(RMSE 为 0.74~2.51 m)、林分平均胸径估测精度(RMSE 为 2.61~5.61 cm)和林分蓄积量估测精度(RMSE 为 21.71~30.92 m³/hm²)都比较理想。本研究探讨了林分结构信息应用于合成孔径雷达后向散射系数反演森林结构参数方面的潜力,提高了光学数据结合雷达数据估算森林结构参数的能力。

关键词:林分结构; ALOS PALSAR; Landsat8 OLI; 树高; 胸径; 蓄积量; 杉木; 马尾松

中图分类号: S758.5; TP79 文献标志码: A 文章编号: 1000-1522(2015)06-0061-09
ZHAO Ming-yao¹; LIU Hui-yun²; ZHANG Xiao-li¹; JIAO Zhi-min¹; YAO Zhi¹; YANG Ming¹.

Estimation of forest structural parameters based on stand structure response and PALSAR data.
Journal of Beijing Forestry University (2015)**37**(6) 61-69 [Ch, 20 ref.]

1 Precision Forestry Key Laboratory of Beijing, Beijing Forestry University, Beijing, 100083, P. R. China.
2 Hebei College of Industry and Technology, Shijiazhuang, Hebei, 050081, P. R. China.

To improve the estimation accuracy of forest structural parameters with ALOS PALSAR data, we introduced adjusted entropy (ENT_{adj}) which represents the complexity of stand structure for the estimation. Thus, the interference of radar backscattering coefficient caused by stand structure could be eliminated. Firstly, the ENT_{adj} of stand was defined by the measured tree heights in sample plots of the field. And then, the ENT_{adj} based on pixels was calculated by linear regression model established with the integration of the ENT_{adj} of stand and Landsat 8 OLI band 6. Commonly, the relationship between stand structural parameters and ALOS PALSAR backscattering coefficient could be simulated by a logarithm regression model. In this research, ENT_{adj} based on pixel was introduced as a new independent variable to improve the original logarithm model. Three types of improved models were established for stand mean tree height, stand mean DBH and stand stock volume respectively. The original model and three improved models were used to estimate the above stand structural parameters for *Cunninghamia lanceolata* stand, *Pinus massoniana* stand, broadleaf stand and mixed stand. Ultimately, optimal estimating models for each stand structural parameter in the four types of stands were selected by comparing R^2 (coefficient of determination) with totally 12 results. The results showed that the R^2 of models in radar estimating

收稿日期: 2014-10-31 修回日期: 2015-01-23
基金项目: “863”国家高技术研究发展计划项目(2012AA102001)。
第一作者: 赵明瑶。主要研究方向: 3S 技术在资源环境中应用。Email: zhaomingyao0226@bjfu.edu.cn 地址: 100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学林学院。
责任作者: 张晓丽, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 3S 系统集成与开发、3S 技术在资源环境中应用、定量遥感。Email: zhang_xl@263.net 地址: 同上。
本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

stand structural parameters increased after considering the influence of stand structure, and the R^2 of entire optimal stand models for *P. massoniana* stand increased the most. The results of accuracy examination revealed that there were desired precisions for estimating tree height (RMSE: 0.74 – 2.51 m), DBH (RMSE: 2.61 – 5.61 cm) and stock volume (RMSE: 21.71 – 30.92 m³/ha). This study explored the potential of applying stand structure information in forest structural parameters, and increased the ability to estimate the forest structural parameters by combining the optical and radar remote sensing data.

Key words stand structure; ALOS PALSAR; Landast8 OLI; tree height; diameter at breast height (DBH); stock volume; *Cunninghamia lanceolata*; *Pinus massoniana*

森林是地球上最大的生态系统和碳库,森林资源状况对全球气候变化和碳循环有重要的影响。大尺度森林结构参数的快速、准确估算是生态学分析和碳循环分析的基础。光学遥感数据已大量应用于郁闭度、叶面积指数等森林水平结构参数的反演,但是可见光难以穿透茂密的森林冠层估测森林垂直结构信息。微波能够穿透云层和冠层,且具有全天候观测能力^[1-2]。结合光学遥感数据和微波雷达数据估算森林结构参数一直是研究的热点。王新云等^[3]协同 HJ-1B 光学数据和 RADARSAT-2 C 波段雷达数据,通过融合提高草地分类精度,进而改进草地生物量的估算模型,提高了估算精度。吴迪等^[4]基于 GLAS 激光雷达波形数据提取了光斑脚印内的林分平均高,并结合多角度 MISR/BRF 光学遥感数据实现到区域的尺度扩展。现阶段光学数据多作为辅助数据参与森林结构参数反演,但二者真正结合共同参与建模的尝试较少。

森林是一个复杂散射体,其后向散射系数是多种散射机制引起的总后向散射系数^[5-6]。同时,林分密度、林分结构、地形、植被含水状况等对雷达信号的响应也有一定影响^[7-10]。Imhoff^[11]对生物量水平相近但林分结构显著不同的 2 种森林进行了研究,比较了雷达信号对 2 种森林生物量估测能力的差异。加拿大学者对阔叶林生物量与 P 波段 HV 极化后向散射的研究表明:林分生物量的后向散射系数响应与森林结构显著相关,并重点讨论了林分密度对雷达估测生物量的影响^[12]。Lucas 等^[13]通过对茂密森林、小片林地、疏林地和灌木林地的研究发现,在少雨前提下,考虑森林植被结构和表面水分条件能有效提高 PALSAR 估测森林生物量的精度。可以预见探讨不同林分结构对后向散射系数估测林分平均高、平均胸径和林分蓄积量的影响具有很强的实践意义。

本文以星载合成孔径雷达 ALOS PALSAR L 波段数据和 Landsat8 OLI 光学遥感数据为数据源,结合野外实测样地数据,通过建立反映林分结构的定

量化指标,对林分结构与雷达后向散射系数的响应进行分析。最终结合光学数据和雷达数据建立林分平均高、林分平均胸径、林分蓄积量等森林结构参数估测模型,以提高森林结构参数的估测精度。本研究探讨了林分结构信息应用于合成孔径雷达后向散射系数反演森林结构参数方面的潜力,提高了光学数据与雷达数据结合估算森林结构参数的能力。

1 研究区概况与数据处理

1.1 研究区概况

研究区位于福建省三明市将乐县,属武夷山脉东南麓,影像覆盖范围为 117°11'52" ~ 117°30'03"E, 26°35'41" ~ 26°43'03"N,海拔 400 ~ 800 m。将乐是福建省重点林区,森林覆盖率达 85.2%,辖区内有多种珍稀针叶、阔叶树种和世界上最大的格氏栲 (*Castanopsis kawakamii*) 天然林。将乐县属于亚热带季风气候,年平均气温 19.8℃,年平均降雨量 2 027 mm。林区内针叶林以杉木 (*Cunninghamia lanceolata*) 人工林、马尾松 (*Pinus massoniana*) 人工林为主,还有柳杉 (*Cryptomeria fortunei*)、金钱松 (*Pseudolarix amabilis*)、南方红豆杉 (*Taxus chinensis*) 等珍贵树种。天然阔叶林主要有栲 (*Castanopsis carlesii*)、栲类 (*C. spp.*)、木荷 (*Schima superba*)、枫香 (*Liquidambar formosana*)、白花泡桐 (*Paulownia fortunei*)、拟赤杨 (*Alniphyllum fortunei*)、巨尾桉 (*Eucalyptus grandis*) 等。

1.2 数据获取与预处理

1.2.1 光学数据获取与预处理

OLI 传感器是搭载在陆地卫星计划最新成员 Landsat8 上的两个载荷之一,包括了 ETM+ 传感器的所有波段,并添加了 2 个新波段。OLI 传感器第 2 波段至第 7 波段的波谱范围大致对应 ETM+ 传感器的第 1 波段至第 6 波段。研究选取 2013 年 8 月 11 日的影像数据为基本影像,对影像进行去云处理,利用邻近日期 (2013-08-27、2013-10-30) 的无云影像数据镶嵌填补云下区域。预处理主要包括辐

射定标、大气校正、地形校正。最后,为了与地面 GPS 点相匹配,将处理后的 OLI 影像转换投影到北京 54 坐标系 (Beijing_1954_3_Degree_GK_Zone_39)。

1.2.2 雷达数据获取与预处理

常见的微波遥感工作波段为 X 波段、C 波段、L 波段和 P 波段,波长依次增加,波长越长穿透性越强,对蓄积量的敏感性也越强^[14-15]。ALOS PALSAR 提供的 L 波段星载合成孔径雷达数据存档丰富,覆盖范围广,能够满足大尺度森林监测和估算的需要^[16]。本研究选取 2010 年 8 月 19 日 ALOS PALSAR L 波段 HH 极化 1.5 级产品,该数据已经过多视处理、辐射与几何校正、地图投影等处理。主要预处理为辐射定标和斑点滤波。

辐射定标是将原始的强度数据转换为后向散射系数,通常用分贝 (dB) 表示。斑点是 SAR 相干系统所产生的随机漫反射,是 SAR 系统的固有特性。斑点滤波窗口大小的选择对滤波效果有重要的影响。本文选用 Lee、Frost、Gamma 3 种方法,每种方法分别在 3×3、5×5、7×7 窗口大小下对图像滤波。通过比较均值和等效视数,最终选择 7×7 窗口大小的 Frost 算法进行斑点滤波。

1.2.3 小班数据和野外数据获取与处理

收集二类调查数据作为森林结构参数反演的实测数据。二类调查数据主要为林场小班矢量图层及其属性数据。图 1 为 PALSAR 影像及样地和小班的分布。属性数据包括小班编号、年龄、公顷株数、郁闭度、小班面积、林分平均高、平均胸径、林分蓄积量、树种组成等。将小班数据按树种组成为杉木林、马尾松林、阔叶林、针阔混交林 4 组,每组随机选取 10 个小班为验证样本,剩余小班样本 (≥80 个) 用于拟合模型。为了充分考虑不同林分密度和郁闭度样地对森林结构参数估测的影响,于 2013 年 7 月在研究区内利用典型抽样法布设了 30 个 20 m×30

m 样地。实地调查记录样地内胸径 5 cm 以上树木的树种、株数、胸径、树高等信息,并利用 GPS 记录样地点在北京 54 坐标系下的坐标。统计样地内乔木株数和郁闭度分布的直方图 (图 2)。结果表明,样地的林分密度和郁闭度近似正态分布,具有良好的代表性。利用样地内所有乔木的树高计算林分的调整熵值,作为林分结构反演的实测数据。

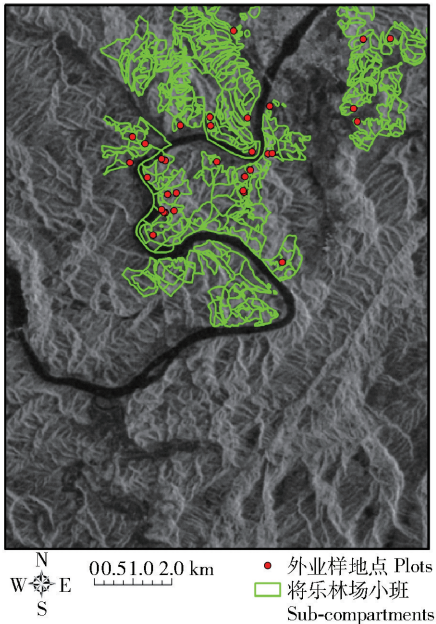


图 1 将乐县 PALSAR 影像及样地和小班分布
Fig. 1 PALSAR data and the distribution of sample plots and subcompartments in Jiangle County

2 森林结构参数反演

2.1 林分结构反演

信息熵值是对系统有序化程度的一种度量。森林内乔木层占据主要地位,乔木层高度分布的不确定性反映了森林内部结构的复杂性。Lu^[17]对热带雨林演替阶段分类的研究发现,基于平均树高和树高分布的调整熵值在一定程度上能反映整体的

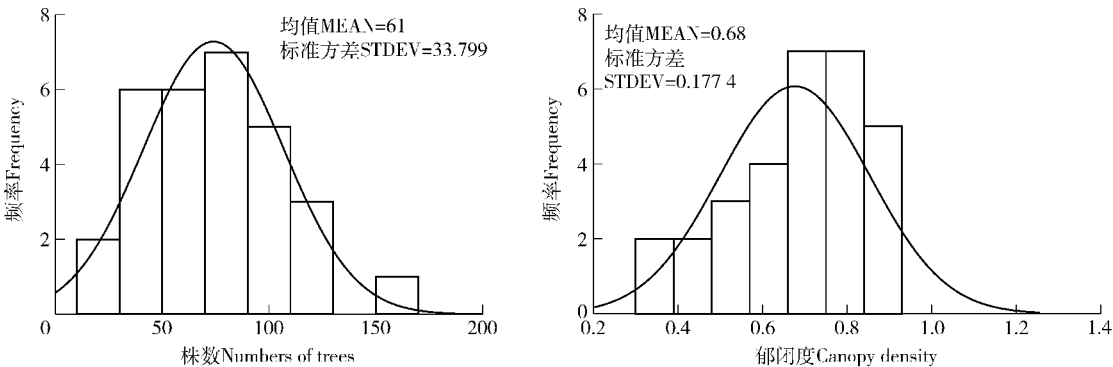


图 2 将乐县样地林分密度和郁闭度分布直方图及正态分布曲线
Fig. 2 Histogram and normal curve of forest stand density and canopy density of sample plots in Jiangle County

林分结构复杂度,并且与 Landsat5 ETM + 第 5 波段具有良好的线性关系。以 1 m 为间隔将野外样地内所有乔木的实测树高分层,统计各层内树木株数和平均树高。计算基于树高分布的熵值 ENT,公式为:

$$ENT = - \sum_{i=j}^h P_i \log_2 P_i \tag{1}$$

$$P_i = \frac{n_i}{\sum_{i=j}^h n_i} \tag{2}$$

式中: P_i 为第 i 树高层在林分内所占概率; n_i 为第 i 树高层的树木株数; j 为最低层的平均树高; h 为最高层的平均树高。

表 1 ENT_{adj}与 Landsat8 OLI 第 2 波段至第 7 波段的相关性

Tab.1 Correlation coefficients between ENT_{adj} and band 2-band 7 in Landsat8 OLI

波段 Band	第 2 波段 Band2	第 3 波段 Band3	第 4 波段 Band4	第 5 波段 Band5	第 6 波段 Band6	第 7 波段 Band7
调整熵值 ENT _{adj}	-0.662 **	-0.698 **	-0.721 **	-0.561 **	-0.884 **	-0.743 **

注:**表示极显著相关(双侧, $P<0.01$)。Notes:** indicates extremely significant correlation (two tailed, $P<0.01$).

由表 1 可知,调整熵值与第 6 波段的相关性最高,相关系数(r)达到 -0.884 ,呈极显著负相关($P<0.01$)。这表明可以利用 OLI 第 6 波段反演林分结构。OLI 第 6 波段范围与 ETM + 第 5 波段范围相近,本研究结果与 Lu^[17]的研究结果相类似。通过逐步回归建立调整熵值与 OLI 第 6 波段之间的线性回归模型:

$$ENT_{adj} = 6.967 - 24.781B_6 \tag{4}$$

式中: B_6 代表第 6 波段的地表反射率。

可以利用公式(4)获得研究区内基于像元的调整熵值分布。林分结构反演模型的拟合精度 R^2 达到 0.781,拟合效果较好。

对研究区进行非监督分类并制作林地掩膜。利用林分结构反演模型生成整个研究区的调整熵值 ENT_{adj}分布图(图 3)。图 3 中取值为 0 的黑色部分为河流、居民区、裸地、农田等非森林地类。

2.2 森林结构参数反演

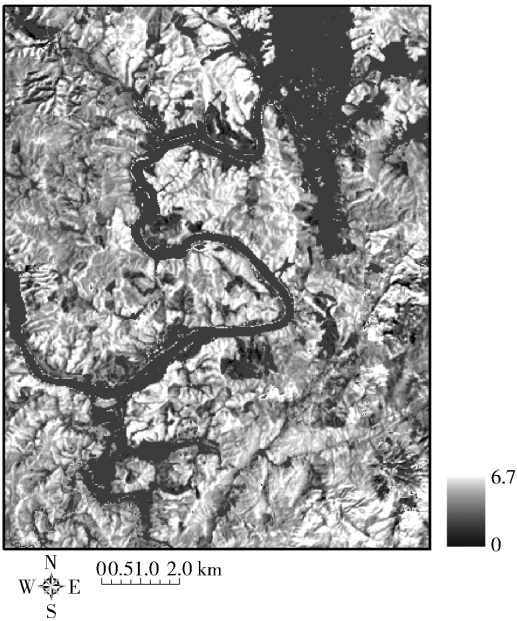
在 ArcGIS 支持下,将林场小班矢量图与 ALOS PALSAR 影像和林场调整熵值分布图统一为北京 54 (Beijing_1954_3_Degree_GK_Zone_39)投影并叠加。利用分区统计功能 Zonal Statistics as table 分别计算每个小班内的平均后向散射系数和平均调整熵值,通过 Join 连接提取的空间属性和小班属性并导出分析。利用统计后的小班平均后向散射系数和平均调整熵值以及小班的林分平均高、平均胸径、林分蓄积量属性数据进行森林结构参数拟合。

森林结构越复杂,熵值越大,森林结构相对越简单,熵值则越小。但是单纯的熵值对森林整体情况的描述不足,林分平均高可以反映森林的整体情况,减小林分内优势木的阴影、树高、冠幅对邻近木的影响,有利于熵值的遥感反演,调整后的熵值 ENT_{adj}表示为:

$$ENT_{adj} = 0.1 \bar{H} \cdot ENT \tag{3}$$

式中: \bar{H} 为林分平均高;乘以常数 0.1 用以调整 ENT_{adj}取值到 0 至 10 之间。

以野外实测的 30 个样地为样本,根据公式(1)~(3)计算样地林分的调整熵值。统计分析调整熵值与 Landsat8 OLI 第 2 波段到第 7 波段数据之间的相关性,结果见表 1。



黑色部分为河流、居民区、裸地、农田等非森林地类。Black areas in the figure represent non-forest landuse types such as river, residential quarter, bare land and farmland.

图 3 将乐县调整熵值 ENT_{adj}估测图

Fig.3 Estimated ENT_{adj} image in Jiangle County

大量研究表明,后向散射系数与生物量或蓄积量的对数值可以建立对数回归方程^[18-20]。树高和胸径与生物量有很高的相关性,也可以用对数统计模型来模拟^[20]。本研究中,平均后向散射系数与林分平均高、平均胸径、林分蓄积量的关系可以用以下形式的对数模型模拟:

原始模型：

$$\sigma^0 = a \ln x + b \tag{5}$$

式中： σ^0 为 HH 极化后向散射系数,单位为 dB; a 、 b 为回归系数; x 为林分平均高、平均胸径或林分蓄积量。

不同林分结构导致相同生物量水平下雷达后向散射系数存在差异。为消减林分结构差异对森林结构参数反演的影响,将代表林分结构复杂度的调整熵值 ENT_{adj} 加入对数模型中,构建了 3 种改进模型：

模型 A：

$$\sigma^0 = a \ln(x + ENT_{adj}) + b \tag{6}$$

模型 B：

$$\sigma^0 = a \ln x + b \cdot ENT_{adj} + c \tag{7}$$

模型 C：

$$\sigma^0 = a \ln x + b \cdot \ln ENT_{adj} + c \tag{8}$$

式中： c 为回归系数。

林分蓄积量的取值比较大,因此 ENT_{adj} 的差异很难对模型反演产生影响,所以对林分蓄积量的估测模型 A 中的 ENT_{adj} 乘以 10,使 ENT_{adj} 数量级能与蓄积量相匹配。

改进后的模型 A2 为：

$$\sigma^0 = a \ln(x + 10ENT_{adj}) + b \tag{9}$$

利用以上 4 种模型分别对杉木林、马尾松林、阔叶林、针阔混交林 4 种类型森林的林分平均高、平均胸径、林分蓄积量 3 个结构参数建模,并计算拟合精度(决定系数, R^2)。

3 结果与分析

3.1 后向散射系数与林分平均高相关分析

图 4 是林分平均高原始模型与 3 种改进模型之间拟合精度 R^2 的比较。对拟合精度进行综合分析,筛选出 4 种森林类型的最优林分平均高估测模型(见表 2)。由图 4 可见,改进模型前,雷达后向散射系数受林分平均高影响的排序为:杉木林 > 马尾松林 > 阔叶林 > 针阔混交林。考虑林分结构的影响后,雷达后向散射系数受林分平均高影响的排序为:马尾松林 > 杉木林 > 阔叶林 > 针阔混交林。表 2 中 R^2 提高值表明,杉木林平均高与后向散射系数的相关系数提高最小,只提升了 0.020,马尾松林的相关系数提高最大,达到了 0.093。这说明对树高的响应中,林分结构对马尾松林树高与后向散射系数相关性影响最大,对杉木林的影响最小。

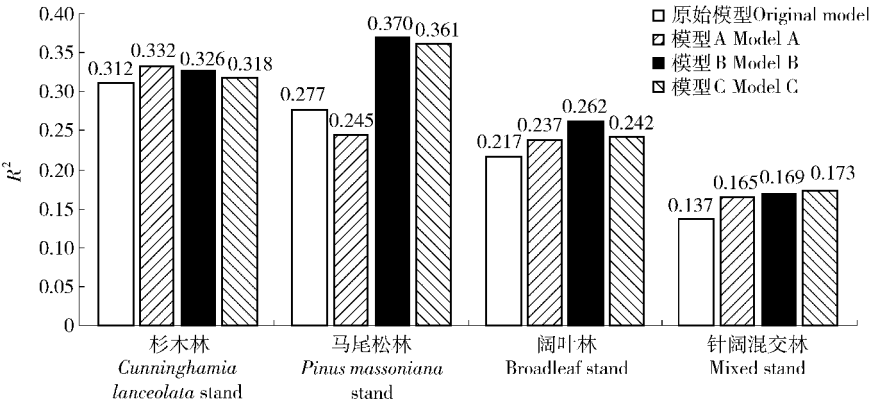


图 4 不同林分平均高估测模型拟合精度 R^2 比较

Fig. 4 Comparison of R^2 of estimating models for mean tree height at different stands

表 2 最优林分平均高估测模型

Tab. 2 Optimal estimating model for mean tree height of a stand

森林类型 Stand type	模型 Model	a	b	c	R^2	R^2 提高值 Increase of R^2
杉木林 <i>C. lanceolata</i> stand	模型 A Model A	1.829	-18.874		0.332	0.020
马尾松林 <i>P. massoniana</i> stand	模型 B Model B	-1.669	0.887	-12.676	0.370	0.093
阔叶林 Broadleaf stand	模型 B Model B	1.707	0.611	-20.32	0.262	0.045
针阔混交林 Mixed stand	模型 C Model C	0.776	0.738	-16.672	0.173	0.036

马尾松林与杉木林的这种显著差异,很可能与马尾松和杉木的特殊叶片分布和冠形有关。杉木的叶片扁平,近乎平行分布于树枝的两侧并遍布整个枝条,使得树冠内部的空隙很小;树冠为近宝塔形,

树冠之间的交叉影响很小。而马尾松的叶片细长且集中分布于近枝头的枝干上,使得树冠内部空隙较大;马尾松的冠层较高,冠形较分散,使得马尾松林间留下了较多的空隙。一方面,马尾松林分内在结

构的复杂性增加了雷达回波在林内多次反射的机会,使林分结构的影响较大;另一方面,较多的林间空隙改变了林内的水热条件,从而影响介电常数,影响雷达的后向散射系数。综合分析拟合精度 R^2 可知,模型 A 是杉木林林分平均高估测的最优模型 ($R^2 = 0.332$),模型 B 是马尾松林 ($R^2 = 0.370$) 和阔叶林 ($R^2 = 0.262$) 林分平均高估测的最优模型,模型 C 是针阔混交林林分平均高估测的最优模型 ($R^2 = 0.173$)。

3.2 后向散射系数与林分平均胸径相关分析

图 5 是林分平均胸径原始模型与 3 种改进模型之间拟合精度 R^2 的比较。对拟合精度 R^2 进行综合分析,筛选出 4 种森林类型的最优林分平均胸径估

测模型(见表 3)。由图 5 可知,考虑林分结构的影响后,雷达后向散射系数受林分平均胸径的影响为:马尾松林 > 针阔混交林 > 杉木林 > 阔叶林,与模型改进前一致。比较表 2 和表 3 中 R^2 提高值发现,4 种森林类型中林分平均胸径对后向散射系数的相关性的提高小于其树高相关性的提高。这说明林分结构对林分平均高估测的干扰大于对平均胸径的干扰。综合分析拟合精度 R^2 可知,模型 A 是杉木林平均胸径的最优模型 ($R^2 = 0.330$),模型 B 是马尾松林 ($R^2 = 0.461$)、阔叶林 ($R^2 = 0.287$) 平均胸径估测的最优模型,模型 C 是针阔混交林平均胸径估测的最优模型 ($R^2 = 0.336$)。

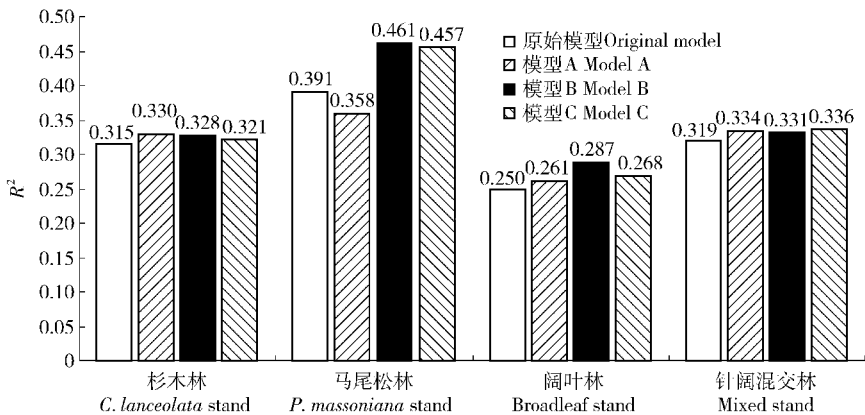


图 5 不同林分平均胸径估测模型 R^2 比较

Fig. 5 Comparison of R^2 of estimating models for mean DBH in different stands

表 3 最优林分平均胸径估测模型

Tab. 3 Optimal estimating model for mean DBH of a stand

森林类型 Stand type	模型 Model	a	b	c	R^2	R^2 提高值 Increase of R^2
杉木林 <i>C. lanceolata</i> stand	模型 A Model A	1. 665	- 18. 921		0. 330	0. 015
马尾松林 <i>P. massoniana</i> stand	模型 B Model B	- 2. 144	0. 772	- 10. 547	0. 461	0. 070
阔叶林 Broadleaf stand	模型 B Model B	1. 622	0. 553	- 20. 579	0. 287	0. 037
针阔混交林 Mixed stand	模型 C Model C	1. 700	0. 491	- 19. 069	0. 336	0. 017

3.3 后向散射系数与林分蓄积量相关分析

图 6 是林分蓄积量原始模型与 3 种改进模型之间拟合精度 R^2 的比较。对拟合精度 R^2 进行综合分析,筛选出 4 种森林类型的最优林分蓄积量估测模型(见表 4)。由图 6 可见,改进模型前,雷达后向散射系数受林分蓄积量的影响排序为:针阔混交林 > 杉木林 > 马尾松林 > 阔叶林。考虑林分结构的影响后,雷达后向散射系数受林分蓄积量的影响为:马尾松林 > 针阔混交林 > 杉木林 > 阔叶林。表 4 中马尾松林的 R^2 提高值最大,为 0. 074,再次证明马尾松的雷达后向散射系数对林分结构最敏感。综合比较表

2 ~ 4,除阔叶林外,考虑林分结构对森林结构参数估测的提高为:林分平均高 > 林分蓄积量 > 林分平均胸径。考虑林分结构后,阔叶林林分蓄积量的拟合精度提高了 0. 066(表 4),大于其林分平均高的提高值 0. 045(表 2)和林分平均胸径的提高值 0. 037(表 3)。这可能是阔叶树冠幅较大,林内树冠交叉遮盖现象较多造成的。综合分析拟合精度 R^2 可知,模型 B 是杉木林 ($R^2 = 0.357$)、马尾松林 ($R^2 = 0.403$)、阔叶林 ($R^2 = 0.353$) 林分蓄积量估测的最优模型,模型 A2 是针阔混交林林分蓄积量的最优模型 ($R^2 = 0.383$)。

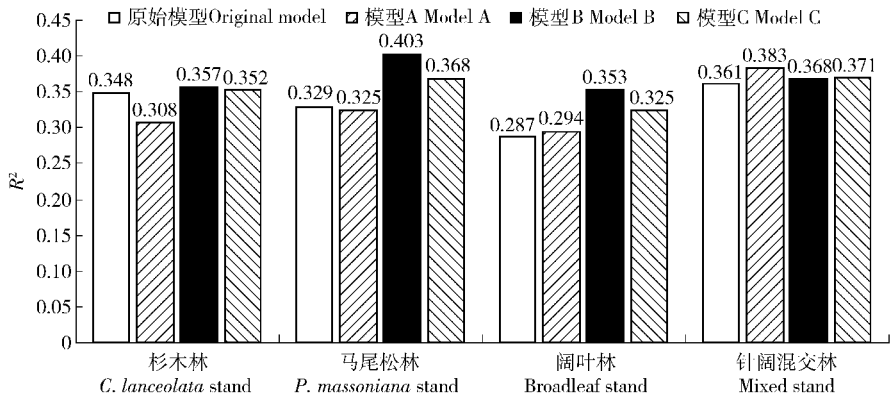


图6 不同林分蓄积量估测模型 R² 比较

Fig. 6 Comparison of R² of estimating models for stock volume at different stands

表4 最优林分蓄积量估测模型

Tab. 4 Optimal estimating model for stock volume of a stand

森林类型 Stand type	模型 Model	a	b	c	R²	R²提高值 Increase of R²
杉木林 C. lanceolata stand	模型 B Model B	0.499	-0.221	-17.069	0.357	0.009
马尾松林 P. massoniana stand	模型 B Model B	-0.827	0.792	-12.642	0.403	0.074
阔叶林 Broadleaf stand	模型 B Model B	0.519	0.712	-18.734	0.353	0.066
针阔混交林 Mixed stand	模型 A2 Model A2	0.979	-18.883		0.383	0.022

3.4 精度验证

本文仅对最优模型估测结果进行精度检验。图7为利用10个小班验证样本生成的预测值与实测值之间的散点图、拟合精度(R²)和均方根误差(RMSE)。结果表明:各个最优估测模型的预测值与实测值的拟合直线斜率接近1,改进后的模型对实际值估测效果较好。林分平均高估测中,杉木林均方根误差最高(RMSE=2.51 m),阔叶林的均方根误差最低(RMSE=0.74 m)。林分平均胸径估测中,马尾松林均方根误差最高(RMSE=5.61 cm),针阔混交林最低(RMSE=2.61 cm)。林分蓄积量估测中,阔叶林的均方根误差最高(RMSE=30.92 m³/hm²),马尾松林最低(RMSE=21.71 m³/hm²)。

4 结论与讨论

为了探讨林分结构对雷达回波信号响应林分平均高、林分平均胸径、林分蓄积量的影响,提高雷达对森林结构参数估测的能力,以将乐林场森林为研究对象,对林分结构的干扰及森林结构参数估测进行了研究,并改进了森林结构参数估测模型,研究表明:

1)林分结构的复杂度可以用调整熵值 ENT_{adj}指示,ENT_{adj}越高,林分结构越复杂。Landsat8 OLI 的第6波段与 ENT_{adj} 具有很好的线性关系(r=-0.884),利用二者拟合方程可以获得代表研究区林分结构的调整熵值分布图。

2)考虑林分结构的差异后,各森林类型的林分平均高模型、林分平均胸径模型和林分蓄积量模型的拟合精度都得到了一定的提升。这说明林分结构确实对雷达回波信号有影响,在森林结构参数估测模型中加入调整熵值对模型具有一定的改进作用。

3)不同森林结构参数与雷达后向散射系数的关系对林分结构干扰的敏感性不同。比较 R² 提高值可知,对于杉木林、马尾松林和针阔混交林,各项森林结构参数对林分结构干扰的敏感性为:林分平均高>林分蓄积量>林分平均胸径。对阔叶林,各项森林结构参数对林分结构干扰的敏感性为:林分蓄积量>林分平均高>林分平均胸径。这可能是由阔叶树的冠幅较大,林内树冠相互交叉遮盖造成的。

4)林分结构对马尾松林各项森林结构参数与后向散射系数相关性影响最大。一方面,是其内在结构的复杂性增加了雷达回波在林内多次反射的机会;另一方面,林内较多的空隙一定程度上影响了马尾松林内的湿度和温度,从而影响介电常数,使马尾松林参数估测中对林分结构的干扰最为敏感。

5)含有合成变量的模型在森林结构参数估测中有很大的不确定性。存在合成变量的模型 A 和模型 A2,其估测能力与其中的变量 x 和调整熵值 ENT_{adj} 能否有效协同有很大关系。因此,模型的好坏对森林参数类型、样本选取有很大依赖性,模型具有不确定性。

6)建立了考虑林分结构对 ALOS PALSAR 后向

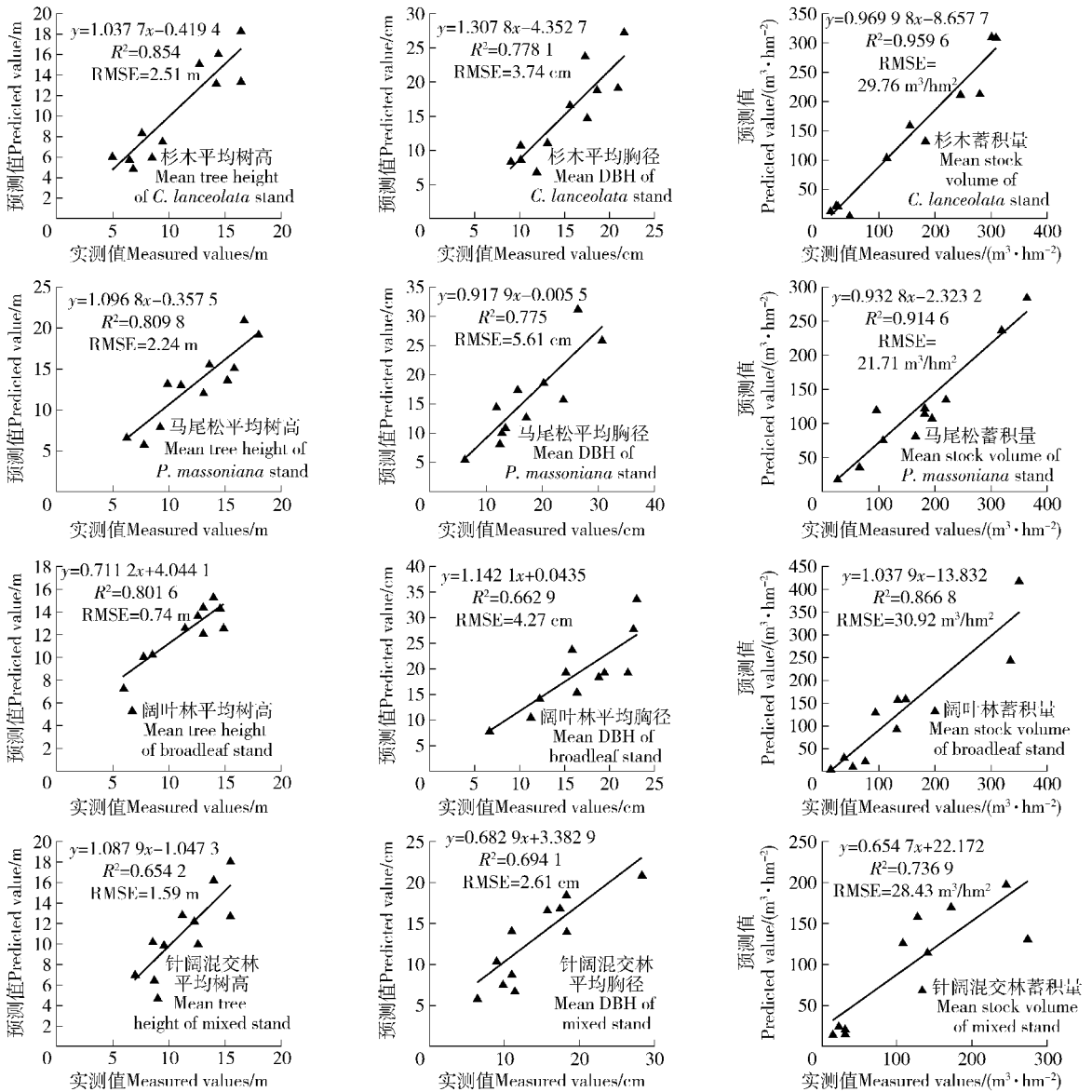


图 7 林分水平上平均高、平均胸径、蓄积量实测值与预测值比较

Fig. 7 Comparison of predicted values and measured values of mean tree height, mean DBH, and mean stock volume on the stand level

散射系数响应的林分平均高、林分平均胸径、林分蓄积量的森林结构参数模型。对于杉木林,林分平均高、平均胸径模型采用模型 A 形式,林分蓄积量模型采用模型 B 形式。对于马尾松林和阔叶林,3 个森林结构参数估测模型都采用模型 B 形式。对于针阔混交林,林分平均高、林分平均胸径模型采用模型 C 形式。改进后的模型去除了林分结构对雷达回波信号的干扰,提高了雷达估测林分平均高、林分平均胸径、林分蓄积量的能力。

森林是一个复杂散射体,本文的研究证明,考虑森林内部的结构特征对提高森林结构参数的估测精度具有积极作用。基于已获得的代表林分结构复杂度的定量指标,对林分结构响应进一步的定量分析将是后续研究的努力方向。另外除了林分结构外,林分郁闭度和密度对雷达信号也具有很大影响,这

方面也是今后森林雷达探测的研究重点。

参 考 文 献

[1] LU D S, CHEN Q, WANG G X, et al. Aboveground forest biomass estimation with Landsat and LiDAR data and uncertainty analysis of the estimates [J]. International Journal of Forestry Research, 2012, doi: 10. 1155/2012/436537. [2014- 03- 01] <http://www.hindawi.com/journals/ijfr/2012/436537/>.
[2] 王晓宁,徐天蜀,李毅. 利用 ALOS PALSAR 双极化数据估测山区森林蓄积量模型 [J]. 浙江农林大学学报, 2012, 29 (5): 667-670.
WANG X N, XU T S, LI Y. Estimating forest volume in hilly regions with the ALOS PALSAR model's dual polarization data [J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2012, 29 (5): 667-670.
[3] 王新云,郭艺歌,何杰. 基于多源遥感数据的草地生物量估算方法 [J]. 农业工程学报, 2014, 30 (11): 159-166.
WANG X Y, GUO Y G, HE J. Estimation of above-ground

biomass of grassland based on multi-source remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2014,30(11):159-166.

[4] 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. Forest canopy height estimation using LiDAR and optical multi-angler data [J]. Journal of Beijing Forestry University,2014,36(4):8-15.

[5] 陈尔学. 合成孔径雷达森林生物量估测研究进展[J]. 世界林业研究,1999,12(6):18-23.

CHEN E X. Development of forest biomass estimation using SAR data [J]. World Forest Research,1999,12(6):18-23.

[6] 肖伟山,王小钦,凌飞龙. ALOS PALSAR 数据在漳江口红树林提取中的应用[J]. 遥感技术与应用,2010,25(1):91-96.

XIAO W S, WANG X Q, LING F L. The application of ALOS PALSAR data on mangrove forest extraction [J]. Remote Sensing Technology and Application,2010,25(1):91-96.

[7] MCDONALD K, DOBSON M C, ULABY F T. Using mimics to model L-band multiangle and multitemporal backscatter from a walnut orchard [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1990,28(4):477-491.

[8] VAN ZYL J J. The effect of topography on radar scattering from vegetated areas [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1993,31(1):153-160.

[9] 杨永恬,李增元,陈尔学,等. 基于 ALOS PALSAR 数据的森林蓄积量估测技术研究[J]. 林业资源管理,2010(1):113-117.

YANG Y T, LI Z Y, CHEN E X, et al. Forest volume estimation method based on ALOS PALSAR data [J]. Forest Resources Management,2010(1):113-117.

[10] CASTEL T, BEAUDOIN A, STACH N, et al. Sensitivity of space-borne SAR data to forest parameters over sloping terrain: theory and experiment [J]. International Journal of Remote Sensing,2001,22(12):2351-2376.

[11] IMHOFF M L. Radar backscatter and biomass saturation: ramifications for global biomass inventory [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1995,33(2):511-518.

[12] SMITH-JONFORSEN G, FOLKESSON K, HALLBERG B, et al. Effects of forest biomass and sand consolidation on P-Band backscatter [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007,4(4):669-673.

[13] LUCAS R, ARMSTON J, FAIRFAX R, et al. An evaluation of the ALOS PALSAR L-band backscatter—above ground biomass relationship Queensland, Australia: impacts of surface moisture condition and vegetation structure [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2010,3(4):576-593.

[14] 李卫国,王纪华,赵春江,等. 基于定量遥感反演与生长模型耦合的水稻产量估测研究[J]. 农业工程学报,2008,24(7):128-131.

LI W G, WANG J H, ZHAO C J, et al. Estimating rice yield based on quantitative remote sensing inversion and growth model coupling [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2008,24(7):128-131.

[15] SANTOS J R, FREITAS C C, ARAUJO L S, et al. Airborne P-band SAR applied to the above ground biomass studies in the Brazilian tropical rainforest [J]. Remote Sensing of Environment, 2003,87(4):482-493.

[16] ROSENQVIST A, SHIMADA M, ITO N, et al. ALOS PALSAR: a pathfinder mission for global-scale monitoring of the environment [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007,45(11):3307-3316.

[17] LU D S. Integration of vegetation inventory data and Landsat TM image for vegetation classification in the western Brazilian Amazon [J]. Forest Ecology and Management, 2005, 213 (1-3):369-383.

[18] DOBSON M C, ULABY F T, LETOAN T, et al. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1992,30(2):412-415.

[19] RANSON K J, SAATEHI S, SUN G Q. Boreal forest ecosystem characterization with SIR-C/XSAR [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1995,33(4):867-876.

[20] 王臣立,牛铮,郭治兴,等. Radarsat SAR 的森林生物物理参数信号响应及其蓄积量估测[J]. 国土资源遥感,2005(2):24-28.

WANG C L, NIU Z, GUO Z X, et al. A study on forest biophysical parameter impact on radar signature and extraction of forest stock volume by means of Radarsat-SAR [J]. Remote Sensing for Land & Resources,2005(2):24-28.

(责任编辑 冯秀兰
责任编辑 张会儒)