

基于机载 P 波段全极化 SAR 数据的森林地上生物量估测

姬永杰^{1,2}, 杨丛瑞³, 张王菲⁴, 曾 鹏⁴, 张甫香^{1,2}, 屈亚妮⁴

(1. 西南林业大学 地理与生态旅游学院, 云南 昆明 650224; 2. 西南林业大学 国家林业和草原局西南生态文明研究中心, 云南 昆明 650224; 3. 云南省红河州测绘地理信息服务中心, 云南 红河 661199; 4. 西南林业大学 林学院, 云南 昆明 650224)

摘要: 【目的】森林生物量的空间精准量化对了解陆地碳储量、碳收支、碳平衡, 以及揭示森林碳储量与全球气候变化的影响过程具有重要意义。P 波段波长较长, 在森林中具有更高的穿透能力, 研究机载 P 波段 SAR 数据提高森林地上生物量 (AGB) 估测精度的可行性。【方法】以机载 P 波段全极化合成孔径雷达 (SAR) 数据和高精度激光雷达 (LiDAR) 数据估测的森林 AGB 抽样点为基础, 提取 20 个极化 SAR 特征, 并分别与森林 AGB 变化作敏感性响应情况分析。采用多元线性回归模型 (MLR)、K 近邻方法 (KNN)、支持向量回归 (SVR) 和随机森林 (RF) 4 种估测方法, 探究机载 P 波段 SAR 数据的森林 AGB 估测精度。【结果】在较低森林 AGB (均值约 $45 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$) 的森林覆盖区中, P 波段的同极化后向散射系数、Freeman-Durden 和 Yamaguchi 分解中的表面和二次散射分量对森林 AGB 变化敏感; 此外 H-A-ALPHA 极化分解的散射角 (alpha)、拓展极化参数极化辨别率参数 (PDR) 也对森林 AGB 变化敏感。4 种方法估测的森林 AGB 相对误差均约 30%, 其中 MLR 估测结果精度最低, 估测精度为 63.55%, 均方根误差 (RMSE) 为 $19.16 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$; RF 估测结果精度最高, 估测精度为 72.97%, RMSE 为 $15.98 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$; KNN 和 SVR 估计结果差别不明显, RMSE 分别为 17.04 和 $17.09 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。【结论】P 波段 SAR 数据对估测森林 AGB 具有一定潜力, 3 种非参数方法的估测结果明显优于 MLR 参数方法。此外, P 波段的森林 AGB 估测精度受到待估森林 AGB 水平高低的影响明显, 在森林 AGB 水平较高的分组中估测精度较高。在森林 AGB 均值为 $45 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 最大值为 $120 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 的森林覆盖区, 以 $50 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 将森林 AGB 样点分为 2 组时, 高森林 AGB 组的估测精度高出低 AGB 组约 6%。图 5 表 3 参 34

关键词: P 波段; 森林地上生物量; 合成孔径雷达 (SAR); 极化

中图分类号: S757 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2022)05-0971-10

Forest above ground biomass estimation using airborne P band polarimetric SAR data

Ji Yongjie^{1,2}, Yang Congrui³, Zhang Wangfei⁴, Zeng Peng⁴, Zhang Fuxiang^{1,2}, Qu Ya'ni⁴

(1. School of Geography and Ecotourism, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 2. Southwest Research Center for Eco-civilization, National Forestry and Grassland Administration, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 3. Surveying and Mapping Geographic Service Center, Honghe 661199, Yunnan, China; 4. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China)

Abstract: [Objective] Forests play an important role in carbon sequestration in terrestrial ecosystems. The spatial accurate quantification of forest biomass is of great significance to understand terrestrial carbon reserves, carbon budget, carbon balance and the resulting global climate change. Taking the advantage of the longer

收稿日期: 2022-01-10; 修回日期: 2022-04-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (32160365, 31860240, 42161059); 云南省万人计划青年拔尖人才项目 (80201444)

作者简介: 姬永杰 (ORCID: 0000-0001-8012-4115), 讲师, 博士, 从事 SAR、LiDAR 数据资源环境反演研究。
E-mail: jyongjie@live.cn。通信作者: 张王菲 (ORCID: 0000-0002-2147-5246), 教授, 博士, 从事农林业遥感研究。E-mail: mewhff@163.com

wavelength of P-band and higher penetration ability in the forest, the feasibility of improving the accuracy of forest above ground biomass (AGB) estimation using airborne P-band SAR data need to be studied. [Method] Based on the domestic airborne P band full polarimetric SAR data, 20 polarimetric SAR features are extracted, and were analyzed their sensitivity to change of forest AGB. Multiple linear regression model (MLR), k-nearest neighbor method (KNN), support vector regression (SVR) and random forest (RF), which were more popular forest AGB estimation models in previous studies, were used and compared in forest AGB estimation in this study. [Result] The results showed that polarimetric features including co-polarimetric backscatter coefficients, odd and double bounce scattering components extracted from Freeman-Durden and Yamaguchi decomposition methods, alpha from H-A-ALPHA decomposition method and polarization discrimination ratio (PDR), the extended polarimetric feature were sensitive to the change of forest AGB. The relative errors of estimated AGB using the four estimation methods were all about 30%, among which the accuracy of MLR estimation result was the lowest, with accuracy of 63.55% and root mean square error (RMSE) of $19.16 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$; The accuracy of RF estimation result was the highest, with Acc of 72.97% and RMSE of $15.98 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$; There is no significant difference between the accuracies between the estimated results of KNN and SVR, and the values of RMSE for them were 17.04 and $17.09 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, respectively. [Conclusion] P-band SAR data has certain potential for estimating forest AGB. The estimation results of nonparametric method are significantly better than those of MLR. The AGB estimation accuracy of P-band is obviously affected by the level of forest AGB to be estimated, and the estimation accuracy is higher in the group with higher forest AGB level. In the study area, with an average forest AGB around $45 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ and maximum value around $120 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, the accuracy value for the estimated forest AGB at group with all AGB values lower than $50 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ was lower around 6% than the value at group with all forest AGB values higher than $50 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$. [Ch, 5 fig. 3 tab. 34 ref.]

Key words: P band; forest above ground biomass; SAR; polarimetric

森林在陆地生态系统中发挥着重要的碳汇作用。森林生物量的空间精准量化对了解陆地碳储量、碳收支、碳平衡,以及它们与全球气候变化之间的关系具有重要意义^[1-3]。森林地上生物量(AGB)为林木干、枝、叶的有机体干质量,不含林木根部、灌木、草本及林下枯枝落叶,是森林生物量的主体部分。近年来,采用遥感技术反演森林 AGB 展露出巨大的潜力,光学、激光雷达(LiDAR)、被动微波雷达和合成孔径雷达(SAR)等多种遥感数据用于森林 AGB 的估测,使得森林 AGB 估测的区域尺度性、经济性 & 精度等不断提升^[3-7]。其中, SAR 不受天时、天气的影响,且微波波长较长,在森林中具有较强的穿透能力,因此在获取森林密度、树高、AGB 等森林垂直结构因子方面极具潜力^[2,8-10]。SAR 估测森林 AGB 的能力有赖于其工作频率的高低,大量研究证实了低频波段后向散射对森林 AGB 变化的敏感性更强。在常用于森林监测的微波波段中,频率较低的 P 波段 SAR 后向散射系数对森林 AGB 变化最为敏感^[11-13]。目前 P 波段的研究多基于机载数据展开,且研究区多位于国外,而国内相关研究则开展较少。CARTUS 等^[1]基于 AfriSAR、BioSAR 和 TropiSAR 机载飞行试验,使用 P、C、L 波段联合进行了森林 AGB 反演,结果表明 P 波段与森林结构因子的树干、树枝的相关性较高, P 波段的加入有力地提高了反演的准确度和精度。LIAO 等^[14]使用 TropiSAR 机载 P 波段数据,采用层析方法(TomoSAR)将相干幅度、干涉相位和后向散射特征建模对法属圭亚那热带雨林 AGB 进行了反演,结果表明树高特征的引入可有效提高森林 AGB 反演精度,决定系数(R^2)最高可达 0.7。冯琦等^[10]使用国产机载 P 波段数据结合坡度因子,在考虑当地入射角和坡度的情况下建立对数统计模型,对内蒙古根河市生态站的寒温带针叶林进行森林 AGB 的反演,最高反演精度 R^2 为 0.634、均方根误差(RMSE)为 $12.07 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 。

现有采用 P 波段 SAR 数据进行的森林 AGB 估测,多集中在采用 P 波段的后向散射信息、相位和相干性信息,而对于极化信息的利用则较少。由于 SAR 信息的差异,使得其用于森林 AGB 估测的方法也差异明显,如采用后向散射信息估测森林地上生物量,多采用线性回归参数模型;而采用相位和相干性

信息利用层析技术进行森林 AGB 估测则多基于植被微波散射模型或电磁波信号模型进行反演。线性回归模型简单灵活,但通常无法表征 P 波段特征与森林 AGB 变化之间的复杂关系;植被散射模型或者电磁波信号模型能够体现森林与 P 波段电磁波之间的部分物理作用机制,但模型较复杂,应用推广困难。

近年来,随着极化 SAR 数据的丰富,可提取的极化 SAR 特征涌现,非参数模型被广泛应用于 SAR 极化特征农作物生长参数的定量反演,并表现出较强的反演能力和较好的应用推广性。鉴于 P 在森林监测中的潜力,其极化特征在森林 AGB 估测中并未深入探索,参数模型过于简单、植被微波散射模型理解过于困难,本研究以中国北方典型寒温带森林作为研究对象,使用机载 P 波段 SAR 数据,提取多种极化特征,在分析其 P 波段极化散射特征的基础上,探索采用参数和非参数模型进行森林 AGB 估测的可行性,旨在明确 P 波段森林的极化散射特征,探索采用 P 波段极化 SAR 数据进行森林 AGB 估测具体应用的有效方法。

1 研究区概况

研究区为位于内蒙古呼伦贝尔盟的根河市大兴安岭森林生态系统国家野外科学观测研究站(大兴安岭生态站), $50^{\circ}49' \sim 50^{\circ}51'N$, $121^{\circ}30' \sim 121^{\circ}31'E$ 。该研究站是中国纬度最高的森林生态研究站,面积为 102 km^2 。研究区气候类型为典型的寒温带大陆性季风气候。研究区地势相对平缓,区域内 80% 的坡度小于 15° ,海拔高度分布在 $800 \sim 1\,200 \text{ m}$,森林覆盖率大于 75%,主要树种为兴安落叶松 *Larix gmelinii*、白桦 *Betula platyphylla*、樟子松 *Pinus sylvestris* var. *mongolica* 等。

2 数据获取与预处理

2.1 P 波段 SAR 数据获取与预处理

采用的 P 波段 SAR 数据由机载 CAMSAR 系统获得^[15]。通过协议方式获取根河实验区机载 P 波段全极化(HH/HV/VV/VH) SLC 数据。该数据是 2013 年 9 月以“奖状 II”飞机平台,以 CAMSAR 系统右视观测获取的全极化 SAR 数据。获取过程中飞行方向为自西向东,飞行高度为 $5\,807 \text{ m}$,获取时间为 2013 年 9 月 13—16 日,极化方式为 HH/HV/VH/VV,产品模式为 SLC,幅宽为 $6 \text{ km} \times 7 \text{ km}$,中心入射角为 55.058° ,距离向分辨率为 0.666 m ,方位向分辨率为 0.625 m 。机载 P 波段 SAR 数据的预处理关键步骤包括多视处理、正射校正、入射角校正和极化方位角校正。多视视数在距离向和方位向均为 3,数据的正射校正、入射角校正参考文献[10];极化方位角校正过程和算法见文献[16]。P 波段 SAR 数据预处理结果、森林 AGB 抽样点及林分概况见图 1。

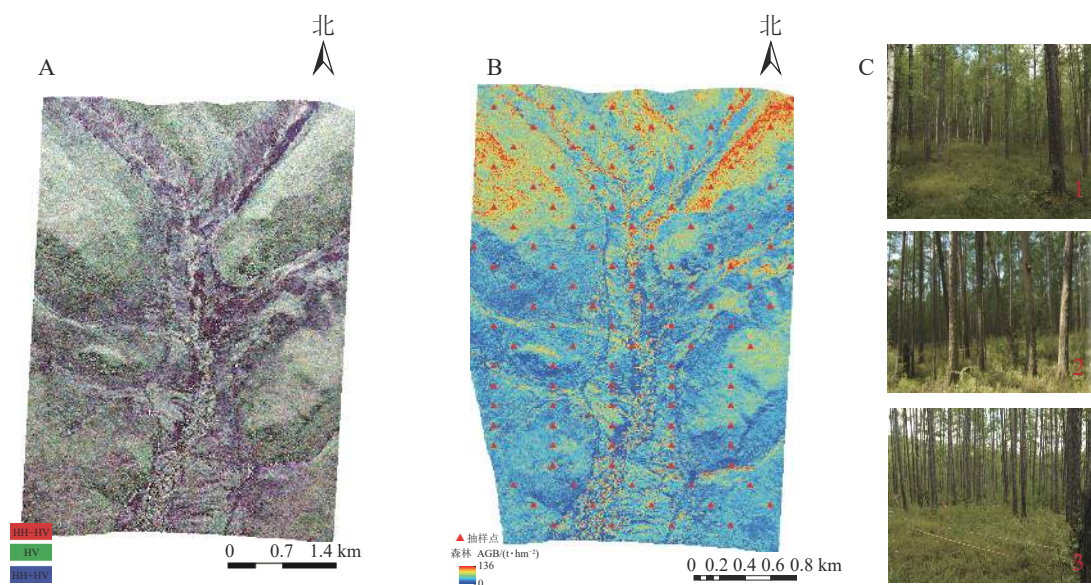


图 1 P 波段 SAR 数据 (A) 及其覆盖区样点分布 (B)、林分概况 (C)

Figure 1 P band SAR data (A), the distribution of samples (B) and stand examples (C)

2.2 激光雷达 (LiDAR) 数据获取与预处理

LiDAR 获取的数字表面模型 (DSM)、数字高程模型 (DEM) 用于 P 波段 SAR 数据的地理编码, 由冠层高度模型 (CHM) 获取的 LiDAR 森林 AGB 数据用于反演模型的训练及验证。本研究获取的机载 LiDAR 数据是将 Leica 机载雷达系统荷载于“运-5”飞机平台上, 于 2012 年 8—9 月在根河实验区开展飞行任务。该原始数据密度为 $5.6 \text{ 个} \cdot \text{m}^{-2}$ 的点云数据, 激光中心波谱值为 1550 nm , 在初始点云数据的基础上, 提取了研究区域高精度的 DEM (图 2A)、CHM (图 2B) 和森林 AGB (图 2C) 等衍生产品。DSM、DEM、CHM 数据的详细生成方法参考文献 [17], 高精度 LiDAR 森林 AGB 的详细提取过程与方法参考文献 [10,18]。

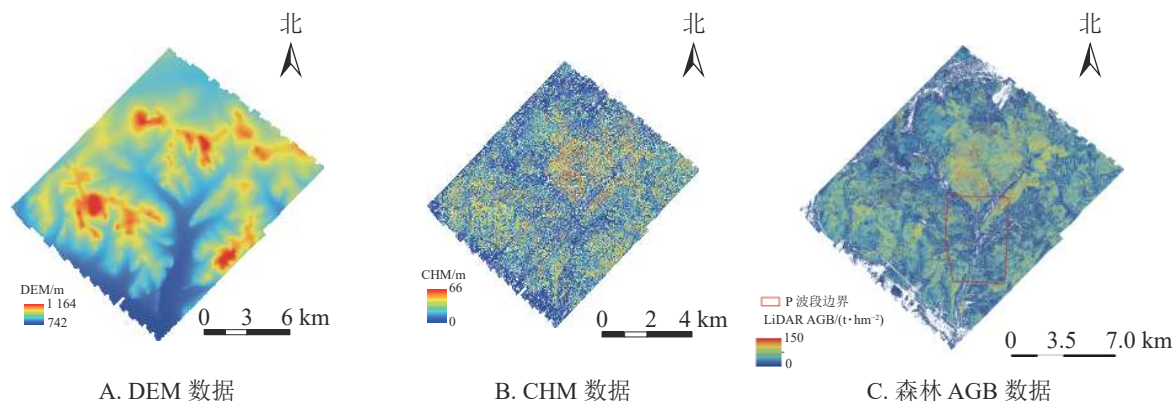


图 2 LiDAR 衍生数据

Figure 2 Lidar derived data

为保证建模样本和验证样本能够代表整个研究区的森林 AGB 水平, 以高精度 LiDAR 森林 AGB 图为基础, 按照 750 m 的空间采样间隔, 在 ArcGIS 中采用交互人工干预 (去除道路及裸露地物) 的方法选取 113 个样点 (图 1B) 作为森林 AGB 反演模型的训练与验证。机载 P 波段 SAR 数据覆盖区森林林相不均匀, 平均 AGB 较低, 约 $46.7 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 且大于 $100 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 的采样点仅有 5 个。113 个样点 AGB 以 $10 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 间隔得分分布情况 (图 1B): $0 \sim 10 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 3 个; $> 10 \sim 20 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 14 个; $> 20 \sim 30 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 17 个; $> 30 \sim 40 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 17 个; $> 40 \sim 50 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 18 个; $> 50 \sim 60 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 14 个; $> 60 \sim 70 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 10 个; $> 70 \sim 80 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 8 个; $> 80 \sim 90 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 7 个; $> 90 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, 5 个。

3 方法

3.1 森林 P 波段极化散射特征分析

极化目标分解方法是从全极化数据中提取地物极化信息的有效方法, 目前多种极化分解参数在森林类型识别中表现出巨大的潜力。本研究采用目前常用的极化后向散射系数、常用的 3 种极化分解方法提取极化 SAR 特征, 并基于此分析森林的极化散射特征。提取 P 波段 HH、HV 和 VV 等 3 个极化的后向散射系数, 基于 3 个后向散射系数的雷达植被指数 (RVI)、极化辨别率参数 (PDR); 基于 Freeman-Durden 三分量分解的体散射分量 (FVOL)、单次散射分量 (FODD)、二次散射分量 (FDBL)、体地散射比分量 (FD1/FD2, 1 表示地散射分量是 ODD 和 DBL 的和, 2 表示地散射分量仅为 ODD); 基于 Yamaguchi 的体散射分量 (YVOL)、单次散射分量 (YODD)、二次散射分量 (YDBL)、螺旋体散射分量 (YHLX); 基于 H-A-ALPHA 极化分解的极化散射熵 (entropy)、反熵 (anisotropy)、散射角 (alpha)、目标方位角 (beta)、相位差角 1 (gamma)、相位差角 2 (delta)。3 种极化分解方法参考文献 [19–20]。由于本次飞行试验时并未布设角反射器用于定标, 因此本研究使用的后向散射系数值仅有相对含义。

森林在 P 波段极化特征响应分析的目的是为了确定 P 波段对森林 AGB 动态变化敏感的极化特征参数, 从而确定有效的极化特征参数进行森林 AGB 的估测。将研究区的森林 AGB 划分为 A (表示生物量在 $0 \sim 30 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 变化时对应后向散射系数的箱线变化, 均值约 $20 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$), B ($31 \sim 50 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, $40 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$), C ($51 \sim 70 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, $60 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$), D ($71 \sim 90 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, $80 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$), E ($> 91 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$, $100 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$) 等 5 个变化等级, 分别制作各等级相应 P 波段 SAR 提取参数值的箱线图, 分析研究区各极化特征参数对森林 AGB 动

态变化的响应,进而分析其极化散射特征。为了定量的分析各极化特征与森林 AGB 变化的关系,计算了它们之间的皮尔逊相关系数及显著性水平。

3.2 森林 AGB 估测方法

3.2.1 多元线性逐步回归模型 多元线性逐步回归模型 (MLR) 是森林 AGB 估测中最常用、最经典的方法之一。与常规的线性回归模型相比,MLR 可同时完成模型输入参数的优选,进而提高森林 AGB 估测的效率和精度。MLR 是将自变量逐个引入,每次判断自变量对因变量影响的显著性,并对模型中的自变量进行检验,逐个从模型中剔除不显著的变量,从而得到最优模型。即在保证显著性值在 0.05 以下的情况下,筛选相关性高的特征变量,进而得到因变量的最优估计。MLR 的实现算法详见文献 [21]。

3.2.2 KNN、SVR、RF 非参数模型 KNN^[22-25]、SVR^[22, 24] 和 RF^[24, 26] 是森林 AGB 估测中常用的非参数模型,与参数模型相比,无固定的模型结构,通常通过数据驱动的方法来确定模型结构并用于森林 AGB 的估测,因此也称为机器学习方法。在森林 AGB 估测中,这 3 种方法各有优势,因此选取这 3 种方法来探究非参数方法在 P 波段森林 AGB 估测中的潜力。

3.3 P 波段森林 AGB 估测结果精度验证

反演结果精度的定量评价通过反演结果与真值之间的决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、估测精度 (Acc) 来表征。这 4 个参数的计算公式参考文献 [27]。

4 结果与分析

4.1 森林 P 波段极化散射特征分析

本研究获取的 P 波段中心波长为 64 cm,该波段在森林中的穿透性较强。由图 3 可知:P 波段 20 个 SAR 特征均表现出对研究区森林 AGB 变化的敏感性。P 波段 3 种极化方式后向散射系数对森林 AGB

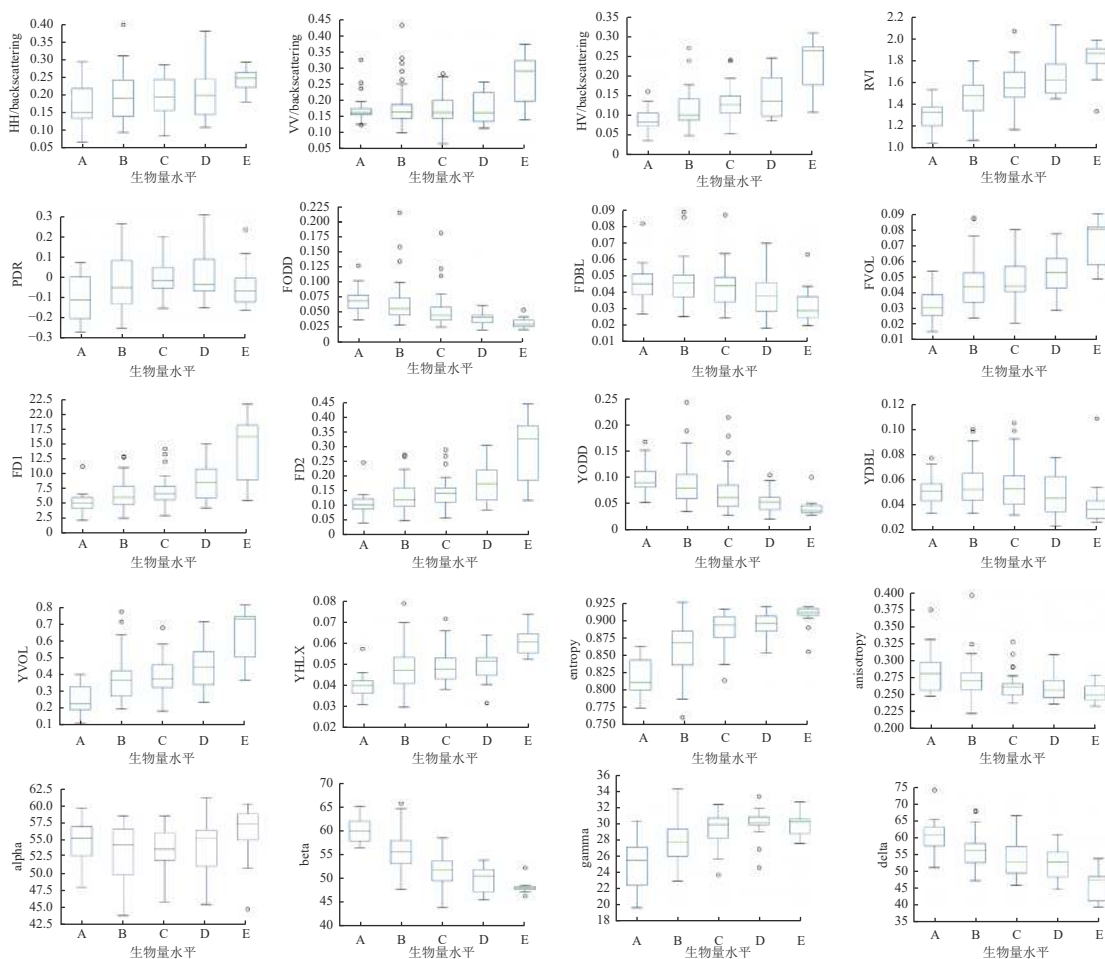


图 3 P 波段森林散射机制分析

Figure 3 Forest scattering mechanism analysis at P band

在 $0\sim110\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 内动态变化的响应与已有研究^[28]相似,即后向散射系数的值均随着森林 AGB 的升高而缓慢增长。在各森林 AGB 水平中,HH、HV 和 VV 散射能量强度相差并不明显,并且从箱线图(图 3)的中值可以看出:HH 的单调增长趋势较其他 2 个极化明显,且异常值较少。这可能是由于 P 波段波长较长,比较粗树干等圆柱体形状的散射体为森林中的散射体,使得去极化特征明显降低,因此同极化的 HH 和 VV 后向散射能量对 AGB 变化的敏感性明显高于 HV^[29]。此外,由后向散射系数计算的 RVI 也随着森林 AGB 增加而单调增加且未出现饱和现象,并且通过箱线图的宽度变化可以看出:各水平 RVI 箱宽变化不明显,说明该值对森林结构的变化不敏感,而对森林 AGB 的变化比较敏感。相比 RVI, PDR 非单调增长,在不同森林 AGB 水平,占主导散射的散射体会发生明显变化^[30-31],该现象也可由 Freeman-Durden 中各个参数随森林 AGB 变化的响应加以说明。P 波段 Freeman-Durden 分解相关特征中,除 FODD 和 FDBL 外,均随着森林 AGB 的增加而增加,并且 2 种体地散射比的值均远远大于 1。Yamaguchi 分解特征对森林 AGB 的响应趋势与 Freeman-Durden 分解相关特征的趋势基本一致。P 波段 H-A-ALPHA 分解提取的参数中,散射熵(entropy)随着森林 AGB 增加而单调增加,而 alpha 则敏感性不明显。但 beta、gamma 和 delta 对森林 AGB 变化的敏感性则高于散射角 alpha。P 波段森林的极化散射特征随森林 AGB 的变化与已有研究中短波长的研究差异明显,说明现有的极化分解建模方法与该森林 AGB 水平 P 波段的散射特征有明显差异。

由表 1 可知:极化分解中表征体散射分量的极化特征与森林 AGB 变化的显著性较低或不存在显著性,而二次散射特征分量则与森林 AGB 变化具有强相关性且显著性水平最高。这说明在本研究区,树干与地表形成的二次散射对森林 AGB 的变化最为敏感,且目前极化分解中的体散模型并不适合 P 波段研究区森林 AGB 水平下森林的散射机制。表 1 的定量分析结果与图 4 的定性分析结果对比可知:由于各极化参数的值域范围差异明显,图 3 对森林 AGB 敏感性较明显的参数在定量分析时相关性并不一定最高,因此图 4 的分析仅可作为初步参考,对于森林 AGB 敏感的极化特征参数的分析,仍需要采用皮尔逊系数进行相关性定量分析。

表 1 P 波段 SAR 极化特征与森林 AGB 相关性分析

Table 1 Correlation coefficients of polarization feature and forest AGB

特征	R	P	特征	R	P	特征	R	P
HH	0.401**	0	F_VOL	-0.129	0.173	alpha	-0.734**	0
HV	-0.249**	0.008	Y_DBL	0.719**	0	beta	0.037	0.696
VV	-0.322**	0	Y_ODD	0.323**	0	delta	0.221*	0.018
FD1	-0.453**	0	Y_VOL	-0.213*	0.024	gamma	0.314**	0.001
FD2	-0.448**	0	Y_HLX	0.187*	0.047	PDR	0.629**	0
F_DBL	0.650**	0	entropy	-0.136	0.151	RVI	-0.374**	0
F_ODD	0.303**	0.001	anisotropy	0.436**	0			

说明: R 代表 Pearson 相关系数; P 代表显著性水平, **代表 0.01 水平上显著; *代表 0.05 水平上显著

4.2 森林 AGB 估测结果分析

从表 2 可知:4 种模型中,MLR 模型估测结果精度最低,RF 精度最高;而 KNN 和 SVR 模型的估测精度则相近, R^2 相同, RMSE、MAE 和 Acc 也基本相同,比 RF 估测结果的最高值仅低约 2%。

从图 4 可看出:在整个森林 AGB 分布中,MLR 估测结果分布较其他 3 种非参数方法分散,在森林 AGB 大于 $80\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 时出现了明显的饱和和低估现象。其他 3 种方法尽管也有低估的现象,但是饱和现象并不明显。此外,本研究中 4 种方法估测结果的相对误差约 30%,而以往区域性森林 AGB 的估测误差为 37%~67%^[32],采用 P 波段 HV 后向散射系数的估测结果中,同质性森林地区的相对误差约 13%,而异质性地区相对误差则约 60%^[28]。在采用 L-波段极化分解参数进行森林 AGB 反演研究中,在森林 AGB 水平低于 $120\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 时,后向散射的特征优于 3 种极化分解的特征,这与本研究中 P 波段的研究结果基本一致^[33]。4 种方法的估测结果中均出现了低值高估和高值低估的现象,这与以往采用不同遥感数据源进行森林 AGB 估测的结果一致^[32]。图 5 中,RF 的残差分布最接近高斯分布,尽管峰值出现在

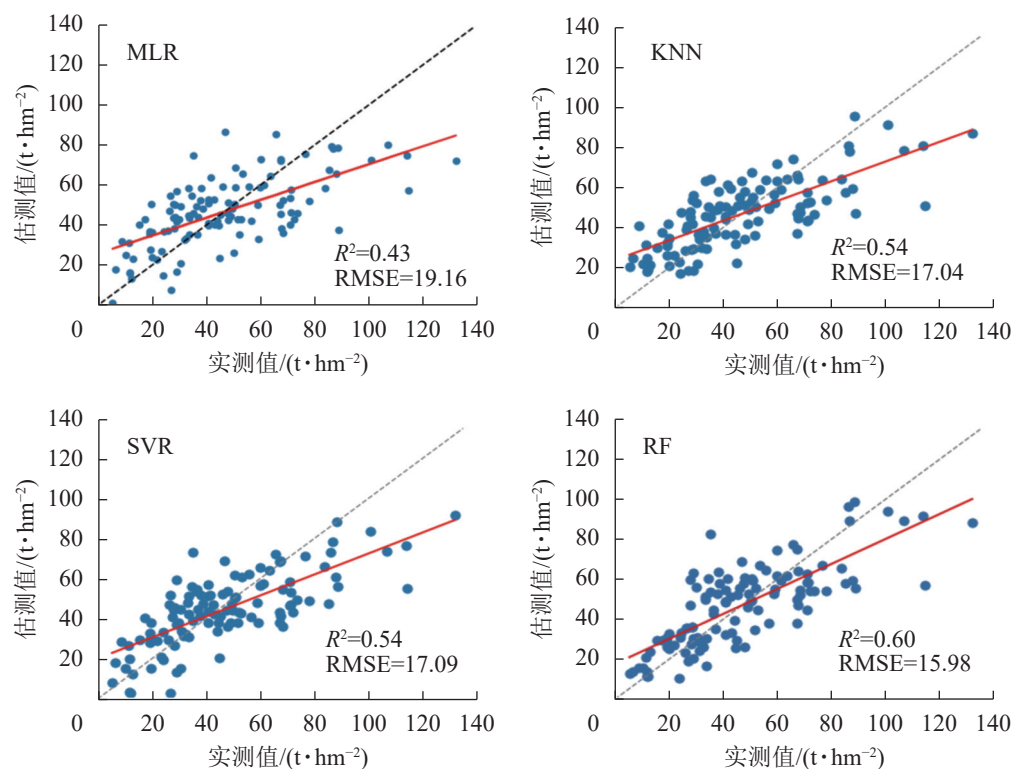


图 4 4 种模型森林 AGB 估测与 LiDAR 抽样点散点图

Figure 4 Scatter plots of estimated and LiDAR forest AGB of four models

表 2 基于 4 种模型的 P 波段 SAR 森林 AGB 估测结果

Table 2 P band SAR forest AGB inversion using four models						
波段	反演模型	模型参数	R^2	RMSE	Acc/%	MAE
P	MLR	显著性为0.0008	0.43	19.16	63.55	16.99
	KNN	K值为11, 欧氏距离	0.54	17.04	71.18	13.44
	SVR	惩罚系数7.0	0.54	17.09	71.15	13.45
	RF	决策树数为100, 树深度为11	0.60	15.98	72.97	12.60

10 t·hm⁻²左右, 由于其值分布较窄, 因此具有较高的估测精度。KNN 和 SVR 的残差分布图均较为连续, 并且分布区间明显高于 MLR, 但由于正值占比较大, 因此总体上呈现高估现象。MLR 估测结果的残差分布图在 10 和 20 t·hm⁻² 出现了 2 个明显的峰值, 且所有残差值的分布范围较宽, 解释了其估测精度低于其他 3 种方法的原因。在 ENGHART 等^[34] 基于 C 和 L-波段参数和非参数方法森林 AGB 估测的研究中, 也发现 MLR 的估测结果要略低于非参数模型。然而参数和非参数模型的适用性还受到训练样本大小的影响, 因此在训练样本较大时可选择非参数模型进行估测, 当样本较小时则可优先选择 MLR 方法进行森林 AGB 估测^[32]。

为了进一步分析 P 波段极化特征对森林 AGB 估测的潜力, 本研究将研究区森林 AGB 划分为不同的等级, 然后采用 4 种估测模型中估测结果最优的 RF 模型进行估测, 估测结果见表 3。在本研究中将森林 AGB 划分为 3 组, 其中第 1 组分别以 30、60 t·hm⁻² 为边界划分为 3 个子组; 而第 2 组和第 3 组分别以 40 和 50 t·hm⁻² 为界划分为 2 个子组。由表 3 可知: 分组界限不同, 估测精度有明显的差异, 分组划分越详细, 估测精度 (Acc) 越高; 此外, 3 种分组情况的估测结果均表明: 在森林 AGB 平均值约 45 t·hm⁻², 最高值不超过 120 t·hm⁻² 时, P 波段在森林 AGB 水平较高的分组估测精度较高, 如在第 1 组中, 森林 AGB 大于 30 t·hm⁻² 分组的估测精度比小于 30 t·hm⁻² 分组的估测精度约高 5%; 而在以 50 t·hm⁻² 为分组界限的 2 组中, 森林高 AGB 组的估测精度比低 AGB 组的估测精度约高出 6%。表 3 的结果分析表明: 待估森林的 AGB 水平对 P 波段极化特征进行森林 AGB 估测的估测精度有明显影响, 且 P 波段极化信息更适合森林 AGB 较高区域森林 AGB 的估测。

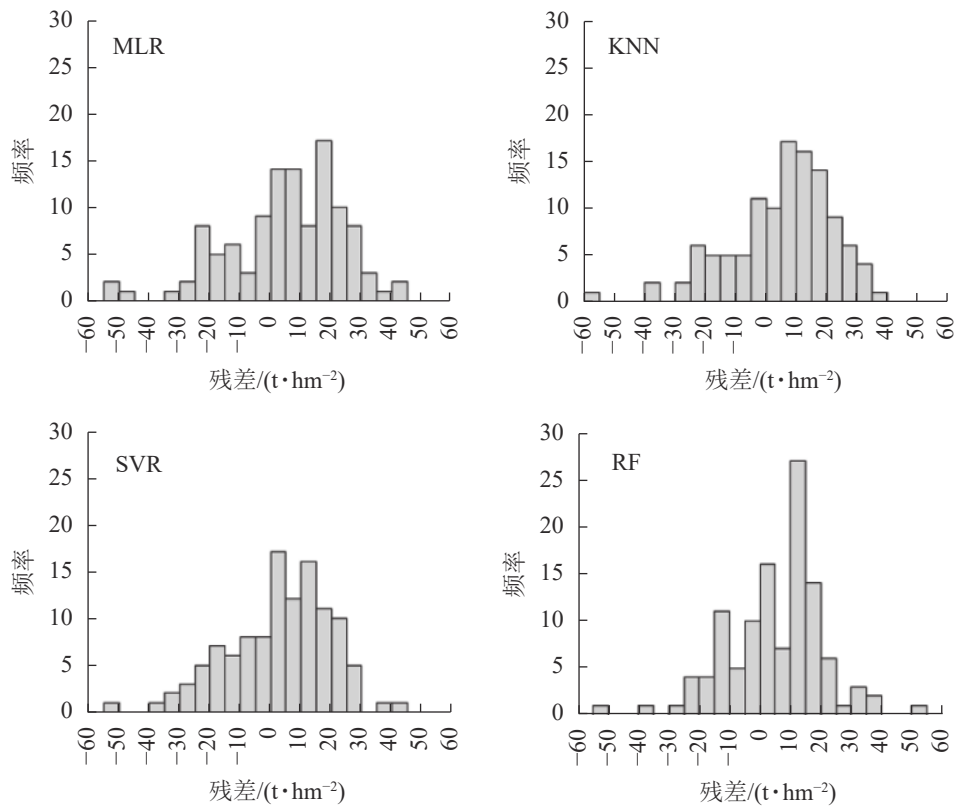


图 5 森林 AGB 估测结果与 LiDAR 抽样点差值直

Figure 5 Histograms of difference between forest AGB estimation results and LiDAR sampling points

5 结论

针对 P 波段极化 SAR 数据在森林 AGB 估测中的潜力,提取了 20 个 P 波段极化 SAR 参数,探索了森林 AGB 估测中常用的 MLR、KNN、SVR 和 RF 方法在使用 P 波段极化 SAR 数据进行森林 AGB 估测的潜力。结果表明:P 波段极化 SAR 信息在森林 AGB 估测中具潜力,但估测精度受到待估区域森林 AGB 水平高低的影响;4 种估测方法中,非参数方法的估测结果明显优于 MLR 估测。P 波段森林 AGB 估测结果中,同样存在 AGB 低值高估和高值低估的现象,其原因仍需要进一步探索。此外由于本研究区的森林 AGB 均值为 $45 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$,最高值低于 $120 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$,所以 P 波段极化信息在 AGB 高于 $120 \text{ t} \cdot \text{hm}^{-2}$ 的森林覆盖区中对森林 AGB 的估测能力仍有待进一步研究。

表 3 基于 4 种模型的 P 波段 SAR 森林 AGB 反演情况

Table 3 P band SAR forest AGB inversion based on four models				
序号	AGB分段/ ($\text{t} \cdot \text{hm}^{-2}$)	R^2	RMSE/ ($\text{t} \cdot \text{hm}^{-2}$)	Acc/%
1	0~30	0.55	4.92	76.12
	30~60	0.13	7.95	81.85
	>60	0.25	14.89	81.57
2	0~50	0.47	8.46	72.15
	>50	0.30	15.80	78.19
3	0~40	0.48	6.52	74.36
	>40	0.36	16.21	74.82

6 参考文献

- [1] CARTUS O, SANTORO M, WEGMÜLLER U, *et al.* Benchmarking the retrieval of biomass in boreal forests using P band SAR backscatter with multi-temporal C- and L-band observations[J/OL]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(14): 1695 [2022-01-01]. doi: 10.3390/rs11141695.
- [2] SANTI E, PALOSCIA S, PETTINATO S, *et al.* Machine-learning applications for the retrieval of forest biomass from airborne P band SAR data[J/OL]. *Remote Sensing*, 2020, **12**(5): 804 [2022-01-05]. doi: 10.3390/rs12050804.
- [3] LIAO Zhanmang, HE Binbin, QUAN Xingwen. Potential of texture from SAR tomographic images for forest aboveground biomass estimation[J/OL]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2020, **88**: 102049 [2022-01-05]. doi: 10.1016/j.jag.2020.102049.
- [4] QUAN Xingwen, HE Binbin, YEBRA M, *et al.* A radiative transfer model-based method for the estimation of grassland

- aboveground biomass [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2017, **54**: 159 – 168.
- [5] JI Yongjie, XU Kunpeng, ZENG Peng, *et al.* GA-SVR algorithm for improving forest above ground biomass estimation using SAR data [J]. *IEEE J Selected Top Appl Earth Obs Remote Sensing*, 2021, **14**: 6585 – 6595.
- [6] LIU Y Y, DIJK A, RAMD J, *et al.* Recent reversal in loss of global terrestrial biomass [J]. *Nat Clim Change*, 2015, **5**(5): 470 – 474.
- [7] BOUDREAU J, NELSON R F, MARGOLIS H A, *et al.* Regional aboveground forest biomass using airborne and spaceborne LiDAR in Québec [J]. *Remote Sensing Environ*, 2008, **112**(10): 3876 – 3890.
- [8] JI Yongjie, HUANG Jimao, JU Yilin, *et al.* Forest structure dependency analysis of L-band SAR backscatter[J/OL]. *PeerJ*, 2020, **8**: e10055 [2022-01-05]. doi: 10.7717/PEERJ.10055.
- [9] 李增元, 赵磊, 李堃, 等. 合成孔径雷达森林资源监测技术研究综述[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2020, **12**(2): 150 – 158.
- LI Zengyuan, ZHAO Lei, LI Kun, *et al.* A survey of developments on forest resources monitoring technology of synthetic aperture radar [J]. *J Nanjing Univ Inf Sci Technol Nat Sci Ed*, 2020, **12**(2): 150 – 158.
- [10] 冯琦, 陈尔学, 李增元, 等. 基于机载 P 波段全极化 SAR 数据的复杂地形森林地上生物量估测方法[J]. 林业科学, 2016, **52**(3): 10 – 22.
- FENG Qi, CHEN Erxue, LI Zengyuan, *et al.* Forest above-ground biomass estimation method for rugged terrain based on airborne P-band PolSAR data [J]. *Sci Silv Sin*, 2016, **52**(3): 10 – 22.
- [11] DOBSON M C, ULABY F T, LETOAN T, *et al.* Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, **30**(2): 412 – 415.
- [12] TOAN T L, BEAUDOIN A, RIOM J, *et al.* Relating forest biomass to SAR data [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, **30**(2): 403 – 411.
- [13] TOAN T L, QUEGAN S, WOODWARD I, *et al.* Relating radar remote sensing of biomass to modelling of forest carbon budgets [J]. *Clim Change*, 2004, **67**(2): 379 – 402.
- [14] LIAO Zhanmang, HE Binbin, QUAN Xingwen, *et al.* Biomass estimation in dense tropical forest using multiple information from single-baseline P band PolInSAR data [J]. *Remote Sensing Environ*, 2019, **221**: 489 – 507.
- [15] 黄国满. 机载多波段多极化干涉 SAR 测图系统——CASMSAR[J]. 测绘科学, 2014, **39**(8): 111 – 115.
- HUANG Guoman. An airborne interferometric SAR mapping system with multi-band and multi-polarization: CASMSAR [J]. *Sci Surv Mapp*, 2014, **39**(8): 111 – 115.
- [16] ZHAO Lei, CHEN Erxue, LI Zengyuan, *et al.* Three-step semi-empirical radiometric terrain correction approach for PolSAR data applied to forested areas[J/OL]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(3): 269 [2022-01-05]. doi: 10.3390/rs9030269.
- [17] 穆喜云. 森林地上生物量遥感估测方法研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2015.
- MU Xiyun. *A Study on the Estimating Method of Forest Above Ground Biomass Based on Remote Sensing Data*[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2015.
- [18] 陈传国. 东北主要林木生物量手册[M]. 北京: 中国林业出版社, 1989.
- CHEN Chuanguo. *Woody Biomass Manual of Typical Species in the Northeast of China*[M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 1989.
- [19] CLOUDE S R, POTTIER E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1996, **34**(2): 498 – 518.
- [20] 张王菲, 姬永杰. 极化与干涉 SAR 植被参数反演[M]. 北京: 中国林业出版社, 2019.
- ZHANG Wangfei, JI Yongjie. *Retrieval of Vegetation Parameters from Polarimetric and Interferometric SAR*[M]. Beijing: China Forestry Publishing House, 2019.
- [21] 姬永杰. 多频极化 SAR 技术森林地上生物量反演研究[D]. 昆明: 西南林业大学, 2021.
- JI Yongjie. *Retrieval of Forest above Ground Biomass Using Multi-frequency Polarimetric SAR*[D]. Kunming: Southwest Forestry University, 2021.
- [22] 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.
- GUO Ying. *Optimum Non-Parametric Method for Forest Above Ground Biomass Estimation Based on Remote Sensing Data*[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2011.

- [23] TIAN Xin, SU Zhongbo, CHEN Erxue, *et al.* Estimation of forest above-ground biomass using multi-parameter remote sensing data over a cold and arid area [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2011, **17**: 102 – 110.
- [24] LU Dengsheng, CHEN Qi, WANG Guangxing, *et al.* A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems [J]. *Int J Digital Earth*, 2016, **9**(1): 63 – 105.
- [25] 韩宗涛, 江洪, 王威, 等. 基于多源遥感的森林地上生物量 KNN-FIFS 估测[J]. *林业科学*, 2018, **54**(9): 70 – 79.
HAN Zongtao, JIANG Hong, WANG Wei, *et al.* Forest above-ground biomass estimation using KNN-FIFS method based on multi-source remote sensing data [J]. *Sci Silv Sin*, 2018, **54**(9): 70 – 79.
- [26] 方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. *统计与信息论坛*, 2011, **26**(3): 32 – 38.
FANG Kuangnan, WU Jianbin, ZHU Jianping, *et al.* A review of technologies on random forests [J]. *Stat Inf Forum*, 2011, **26**(3): 32 – 38.
- [27] 魏晶昱, 范文义, 于颖, 等. GF-3 全极化 SAR 数据极化分解估算人工林冠层生物量[J]. *林业科学*, 2020, **56**(9): 174 – 183.
WEI Jingyu, FAN Wenyi, YU Ying, *et al.* Polarimetric decomposition parameters for artificial forest canopy biomass estimation using GF-3 fully polarimetric SAR data [J]. *Sci Silv Sin*, 2020, **56**(9): 174 – 183.
- [28] SAATCHI S, MARLIER M, CHAZDON R L, *et al.* Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass [J]. *Remote Sensing Environ*, 2011, **115**(11): 2836 – 2849.
- [29] TOAN T L, QUEGAN S, DAVIDSON M W J, *et al.* The BIOMASS mission: mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle [J]. *Remote Sensing Environ*, 2011, **115**(11): 2850 – 2860.
- [30] NEUMANN M, SAATCHI S S, ULANDER L M H, *et al.* Assessing performance of L and P band polarimetric interferometric SAR data in estimating boreal forest above-ground biomass [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2012, **50**(3): 714 – 726.
- [31] KASISCHKE E S, CHRISTENSEN N L, BOURGEOU-CHAVEZ L L. Correlating radar backscatter with components of biomass in loblolly pine forests [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, **33**(3): 643 – 659.
- [32] RODRÍGUEZ-VEIGA P, QUEGAN S, CARREIRAS J, *et al.* Forest biomass retrieval approaches from earth observation in different biomes [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2019, **77**: 53 – 68.
- [33] GOLSHANI P, MAGHSOUDI Y, SOHRABI H. Relating ALOS-2 PALSAR-2 parameters to biomass and structure of temperate broadleaf Hyrcanian forests [J]. *J Ind Soc Remote Sensing*, 2019, **47**(5): 749 – 761.
- [34] ENGLHART S, KEUCK V, SIEGERT F. Modeling aboveground biomass in tropical forests using multi-frequency SAR data: a comparison of methods [J]. *IEEE J Selected Top Appl Earth Obs Remote Sensing*, 2012, **5**(1): 298 – 306.