

引用格式: Wang Pengjie, Zhang Huifang, Tian Xin, *et al.* Estimation of Forest Stem Volume of Natural Forests based on the Optimization of Active and Passive Remote Sensing Features: A Case Study over Gongliu County of Xinjiang[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 672-680. [王鹏杰, 张绘芳, 田昕, 等. 主被动遥感特征优化的天然林森林蓄积量估测——以新疆巩留县为例[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 672-680.] DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0672

主被动遥感特征优化的天然林森林蓄积量估测 ——以新疆巩留县为例

王鹏杰¹, 张绘芳², 田昕¹, 张景路², 朱雅丽²

(1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091;

2. 新疆林业科学院现代林业研究所, 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要:结合国产主被动遥感数据高分六号(GF-6) PMS和高分三号(GF-3)双极化 PolSAR 估测森林蓄积量,并针对多源遥感数据的冗余问题进行特征组合优化。以新疆巩留县天然林地为研究区,提取 GF-6 PMS 数据的光谱信息、植被指数、纹理以及植被覆盖度信息和 GF-3 PolSAR 数据的后向散射系数、极化分解参数,结合地形因子,在森林样地调查数据的基础上,利用快速迭代特征选择的 K 最近邻法(K-Nearest Neighbor with Fast Iterative Features Selection, KNN-FIFS)估测研究区的森林蓄积量。对比国产主被动遥感数据和单一遥感数据源时的估测结果,基于最优特征组合反演研究区的森林蓄积量,结果表明:联合 GF-3 PolSAR 和 GF-6 PMS 数据估测研究区森林蓄积量的精度为 $R^2=0.72$, $RMSE=92.48\text{ m}^3/\text{hm}^2$, 相比于仅使用 GF-6 PMS 数据估测的精度($R^2=0.56$, $RMSE=118.8\text{ m}^3/\text{hm}^2$), R^2 提高了 0.16, 提高了 28.6%, $RMSE$ 降低了 $26.32\text{ m}^3/\text{hm}^2$, 降低 22.2%。说明主被动遥感数据协同反演可以提高森林蓄积量估测精度, KNN-FIFS 方法可以有效地估测天然林森林蓄积量。

关键词:森林蓄积量; 国产主被动遥感; 特征优化; 天然林

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0672-09

1 引言

森林是生态系统存在的基础,也是全球生物圈的重要组成部分^[1]。当前,在全球变暖问题不断凸显的状况下,具有陆地最大碳储库的森林,成为国内外学者及政府的关注焦点^[2-3]。如何精确估测森林参数,为更新森林资源数据提供基础支撑,为林业发展和森林经营科学决策提供可靠依据,是长期以来森林资源管理中存在的问题^[4]。

蓄积量是指森林活立木的材积总量,是林业调查中重要的调查因子之一,它能够衡量森林资源的

丰富程度以及健康程度^[5]。传统的蓄积量调查多采用森林样地实测法,样地实测虽具有较高的精度,但耗时长,工作强度大,作业成本高。近年来,遥感技术的高速发展为林业调查提供了新的工作方式,与传统方法相比更为省时省力,极大地提高了调查的效率及准确性^[6-7]。在遥感估测森林蓄积量研究领域中,被动光学遥感应用最早。国内外众多学者早在上个世纪就已展开基于光学遥感的蓄积量估测研究,经多年不断发展,技术已趋于成熟。光学遥感具有丰富的光谱波段,能够获取森林水平结构信

收稿日期: 2021-04-01; 修订日期: 2022-05-02

基金项目: 2019年新疆自治区公益性科研院所基本科研业务费专项资金(KY2019043), 中国林业科学研究院中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金项目“森林资源出数关键技术研究”(CAFYBB2021SY006)。

作者简介: 王鹏杰(1997—), 男, 江西永丰人, 硕士研究生, 主要从事遥感技术与应用研究。E-mail: 641656444@qq.com

通讯作者: 张绘芳(1980—), 女, 陕西大荔人, 副研究员, 主要从事森林资源监测与遥感技术应用研究。E-mail: 396930128@qq.com

息和纹理信息,但是在垂直信息获取方面却受制于其空间异质性,难以穿透林分内部获取信息^[8]。主动遥感如激光雷达(LiDAR)可以向目标物体发射激光脉冲,并接收其反射信号,能够精准地探测森林结构和林下地形信息,但LiDAR易受天气影响,且机载LiDAR数据昂贵,获取及处理过程繁琐^[9],目前难以在大区域进行森林资源动态监测应用^[10]。

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为主动雷达遥感技术的一种,在森林蓄积量定量反演具独特的优势。SAR除了具有全天时全天候工作的特点外,对森林植被冠层也具有一定的穿透能力,可作用于树干与主枝,从而反映森林植被的内部垂直结构信息,具有更高的蓄积量饱和点^[11-12]。王臣立等^[13]用SAR后向散射系数与蓄积量建立数学模型,发现在大面积森林中两者具有较好的相关性。范风云^[14]利用SAR数据与激光雷达数据对森林蓄积量进行反演,探索了大范围蓄积量估测方法。杨永括等^[15]在卡斯特山区地带建立森林样地数据与SAR数据的回归模型,进行森林蓄积量反演,证明了SAR数据可以在云雾多雨的山区地带进行森林蓄积量定量评估。

多源遥感数据及其特征因子数据维度高,其特征组合庞大而复杂,存在数据冗余等问题,难以有效地进行分析和处理。针对高维度数据,相对于参数化方法,非参数方法如 k -最近邻法(k -nearest neighbor, K-NN),能很好地在缺少森林样地调查数据的情况下广泛应用^[16-18]。其中K-NN法不依赖特定函数分布^[19],在样本数量不足的情况下易估算缺失值^[20-21],在森林参数(如蓄积量)遥感估测中应用广泛^[17,22-25]。韩宗涛等^[26]提出了一种基于快速迭代特征选择的K-NN方法(K-Nearest Neighbor with Fast Iterative Features Selection, KNN-FIFS),KNN-FIFS可以在数量级上提高多源遥感数据及其特征因子的优化组合挑选效率,在多源遥感森林参数定量反演方面具有较好的应用潜力。

以新疆巩留县天然林地作为研究区,利用森林样地调查数据,结合国产主被动遥感数据,高分三号(GF-3)双极化PolSAR数据的后向散射系数、极化分解参数,高分六号(GF-6)PMS数据的光谱信息、植被指数、纹理、植被覆盖度以及地形因子,基于KNN-FIFS方法实现多源遥感特征优选;以留一法交叉验证对估测结果进行精度评价,在像素级水平上对研究区森林蓄积量进行估测。本研究在被动

光学遥感的基础上,结合SAR数据,探究两种数据源结合的效果,以充分发挥被动光学遥感与主动雷达遥感等多源遥感手段的优势,提高区域森林蓄积量估测精度,为充分认识研究区森林蓄积量特征、科学评估当地森林经营成效、合理制定自然生态保护措施提供科学参考。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

巩留县幅员辽阔,位于新疆的西北部,地理坐标为 $81^{\circ}34' \sim 83^{\circ}35' \text{ E}$ 、 $42^{\circ}54' \sim 43^{\circ}38' \text{ N}$,全县面积 $4\,528 \text{ km}^2$,海拔 $630 \sim 4\,230 \text{ m}$ 。巩留县属北温带大陆性半干旱气候,年平均气温为 7.4°C ,最高气温 39°C ,全年无霜期约为 145 d ,昼夜温差平均在 $13 \sim 16^{\circ}\text{C}$ 。巩留县四季分明,冬长夏短,日照时间长,年降水量约为 280 mm 。主要分布树种有云杉、落叶松、桦木、榆树、杨树等。

巩留县按照地貌类型分为平原、丘陵和山区,平原与丘陵地区地势低且坡度缓和,多为农田与居民地;天然林主要分布在山区,山区平均海拔为 $1\,740.4 \text{ m}$,平均坡度 29.8° ,其地理位置与样地分布见图1。

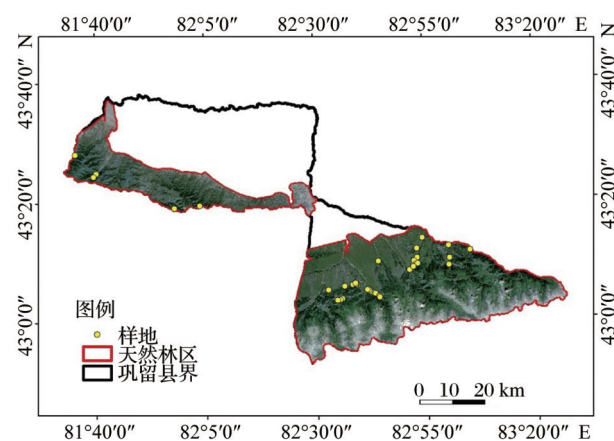


图1 研究区地理位置及野外调查样地分布

Fig.1 Location of the study area and the field plots

2.2 数据及预处理

2.2.1 森林样地调查数据

研究搜集了巩留县36块森林资源样地调查数据,其中2019年调查的样地21块,2020年调查的样地15块,样地大小皆为 0.08 hm^2 。对森林样地内的活立木进行每木检尺,测量范围包括胸径、树高、郁闭度、冠幅(东西—南北向)等。利用新疆第九次全国森林资源连续清查数据,以公顷蓄积量为因变量,平均胸径、平均树高和林分密度为自变量构建

云杉、落叶松、桦树、榆树和杨树非线性林分蓄积量模型。各树种蓄积量预估模型结果如表 1 所示,模型决定系数均大于 0.950,构建的各树种非线性林分蓄积量预估模型结果较好。利用此模型计算出样地单位面积蓄积量(m^3/hm^2),其中 V 为每公顷蓄积, \bar{D} 为平均胸径, \bar{H} 为平均树高, N 为每公顷株数。需要说明的是,虽然部分样地调查时间相隔一年,但研究区域属于高寒高纬地带,森林生长缓慢,且期间无自然灾害(如火灾、病虫害、冰雪灾害)或人外干扰(如植树造林、森林采伐),因此可用于该区域的森林蓄积量反演和建模。

表 1 研究区树种蓄积量估算模型
Table 1 The volume regression models for tree species

优势树种	样本量	蓄积量模型	决定系数 R^2
云杉	554	$V=1.593e^{-4}*\bar{D}^{2.473}*\bar{H}^{-2.603e^2}*N$	0.992
落叶松	273	$V=2.802e^{-4}*\bar{D}^{2.148}*\bar{H}^{1.185e^{-1}}*N$	0.990
桦木	23	$V=1.913e^{-4}*\bar{D}^{2.436}*\bar{H}^{-1.042e^{-1}}*N$	0.990
榆树	22	$V=1.274e^{-4}*\bar{D}^{2.395}*\bar{H}^{-7.564e^2}*N$	0.997
杨树	160	$V=1.672e^{-4}*\bar{D}^{2.420}*\bar{H}^{-5.864e^2}*N$	0.990

2.2.2 GF-6 PMS 数据

研究从中国资源卫星应用中心(<http://www.cresda.com/CN/>)获取 GF-6 PMS 数据,其中云量较大的区域由 GF-1 PMS 代替(以下统称 GF-6)。高分六号卫星是国家高分辨率对地观测系统重大专项的重要组成部分,GF-6 PMS 与 GF-1 PMS 具有相同的分辨率,共同组成行程“2 m/8 m 光学成像卫星系统”^[27]。利用 ENVI(version5.3)对获取的 GF-6 PMS 影像进行辐射定标以及大气校正,获取地表真实反射率;利用 GF-6 PMS 自带的 RPC(Rational Polynomial Coefficient, RPC)信息,在 ENVI 5.3 中进行 RPC 正射校正,目的是消除影像的几何畸变;最后根据研究区区域的矢量范围对影像进行裁剪,并重采样至 $30\text{ m}\times 30\text{ m}$,使其与样地大小尽量保持一致。

2.2.3 GF-3 PolSAR 双极化数据

GF-3 卫星是我国首颗高分辨率 C 波段多极化 SAR 遥感卫星,具有多种成像模式,最高分辨率可达 1 m ,极化方式分单极化、双极化和全极化^[28-29]。本研究使用的 GF-3 影像为双极化 5 m 分辨率精细条带 1 影像(FSI)。SAR 系统在成像过程中,不仅会产生一系列噪声,而且 SAR 的成像过程是在斜距平面上表达,当地表出现较大起伏时,会出现山顶回波比山底先到达的现象,即叠掩现象,山体背坡

面也会因为遮挡而接收不到雷达回波信号,在 SAR 影像上呈现出阴影^[30-31],这些问题都严重影响了 SAR 影像的质量。为了消除这些影响,需要对 GF-3 PolSAR 影像的进行预处理工作,预处理包括辐射定标、极化滤波、正射校正和地理编码。为了与 GF-6 PMS 数据分辨率保持一致,对 GF-3 PolSAR 影像进行重采样,重采样后像元大小为 $30\text{ m}\times 30\text{ m}$ 。

2.2.4 辅助数据

采用 ASTER GDEM V2 数据提取研究区域地形因子信息,并作为遥感数据预处理时的 DEM 校正数据,数据来源于地理空间数据云平台(<http://www.gscloud.cn>)。ASTER GDEM 数据是在 Terra 对地观测卫星的观测数据的基础上转换而来,覆盖范围包括 83°N 到 83°S 之间的陆地,其空间分辨率为 30 m ,垂直分辨率约为 20 m ,空间参考为 WGS84/EGM96^[32]。目前共有 V1 和 V2 两版数据,本研究所采用数据为 V2 版,ASTER GDEM V2 版数据较 V1 版提高了影像的空间分辨率和高程精度。从地理空间数据云下载巩留县 5 景 DEM 数据,并对 5 景 ASTER GDEM V2 数据拼接裁剪,得到巩留县 $30\text{ m}\times 30\text{ m}$ DEM 数据(图 2)。

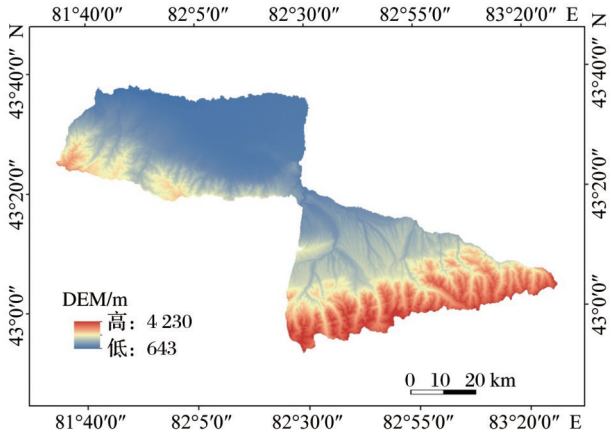


图 2 研究区高程图
Fig.2 ASTER GDEM of the study area

3 研究方法

3.1 特征提取

3.3.1 GF-6 PMS 数据特征提取

选取以下 5 种植被指数:归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、大气阻抗植被指数(Atmospherically Resistant Vegetation Index, ARVI)、增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)、差值植被指数(Difference Vegetation Index, DVI)、简单植被指数(Simple Ratio In-

dex,SR),作为森林蓄积量建模特征变量,计算方式见表2。影像纹理采用 5×5 窗口大小,基于灰度共生矩阵(GLCM),计算得到方差(Variance)、对比度(Contrast)、均一性(Homogeneity)、相异性(Dissimilarity)、熵(Entropy)、二阶矩(Second moment)以及相关性(Correlation)等纹理信息,计算方式见表3。地形因子则通过ASTER GDEM V2计算得到,包括高程(elevation)、坡度(slope)和坡向(aspect),计算窗口为 3×3 。植被覆盖度(VFC)是衡量森林植被生长状况的重要因子,可在一定程度上反映森林植被水平信息。采用像元二分法进行了研究区植被覆盖度反演,作为KNN-FIFS反演模型输入特征。

3.3.2 GF-3 PolSAR数据特征提取

本研究使用的GF-3 PolSAR数据为双极化SAR数据,提取的特征包括HH、HV后向散射系数,波段比值(HH/HV)和极化分解参数,对双极化SAR数据基于矢量特征H/Alpha极化分解方法,共分解得到4种极化特征,包括特征值(L1、L2)、平均散射角(alpha)、极化熵(entropy)。

表2 植被指数信息

Table 2 Vegetation index information	
植被指数	方程
归一化植被指	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$
简单植被指数	$SR = \frac{NIR}{Red}$
大气阻抗植被指数	$ARVI = \frac{NIR - [Red - r(Blue - Red)]}{NIR + [Red - r(Blue - Red)]}$
增强型植被指数	$EVI = 2.5 \times \frac{NIR - Red}{NIR + 6 \times Red - 7.5 \times Blue + 1}$
差值植被指数	$DVI = NIR - Red$

表3 纹理信息

Table 3 Texture information			
纹理	方程	简称	说明
方差	$V = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (i - Me)^2$	V_i	
均一性	$H = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot \frac{P_{ij}}{1 + (i-j)^2}$	H_i	$i=1,2,3,4$, 分别对应
对比度	$Co = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (i-j)^2$	Co_i	GF-6 PMS
相异性	$D = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} i-j $	D_i	数据中的4
熵	$E = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} (-\ln P_{ij})$	E_i	个多光谱波
二阶矩	$S = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij}^2$	S_i	段
相关性	$Cr = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \cdot P_{ij} \left[\frac{(i-Me)(j-Me)}{\sqrt{VA_i \cdot VA_j}} \right]$	Cr_i	

3.2 KNN-FIFS方法

K-NN法灵活、透明、泛化能力强,在K-NN森林参数遥感定量估测中,待估像元的属性值 \hat{V}_p 由距离通过其最近的 k 个样地的属性值 $V_{pi}(1 \leq i \leq k)$ 加权求均求得,即:

$$\hat{V}_p = \sum_{i=1}^k W_{p,pi} \times V_{pi} \quad (1)$$

其中: $W_{p,pi}$ 为权重,与待估像元特征向量(X_p)到样地所在像元特征向量(X_{pi})距离($D_{p,pi}$)成反比,即:

$$W_{p,pi} = \frac{1}{\sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{D_{p,pi}} \right)} \quad (2)$$

对于 $D_{p,pi}$ 可以采用多种度量标准,其中最常用的两种距离度量方式为欧式距离(公式(3))和马氏距离(公式(4))。距离计算方式如下:

$$D_{p,pi} = \sum_{i=1}^n (X_{pi} - X_p)^2 \quad (3)$$

$$D_{p,pi} = \sqrt{(X_{pi} - X_p)^T C^{-1} (X_{pi} - X_p)} \quad (4)$$

其中: C 为样本协方差矩阵; C^{-1} 为样本协方差矩阵的逆矩阵; T 为矩阵的转置。

研究使用韩宗涛等^[26]提出的KNN-FIFS方法估测森林蓄积量。KNN-FIFS方法(图3)是在K-NN方法的基础上,通过优化特征组合,提高森林参数估测效率。KNN-FIFS基本原理如下(设样地数

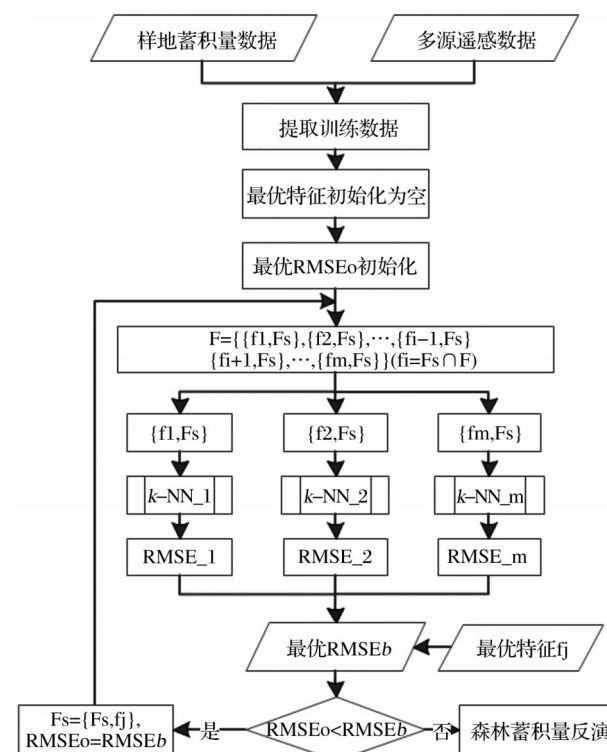


图3 KNN-FIFS算法流程图

Fig. 3 The KNN-FIFS algorithm flowchart

为 n , 特征数为 m):

(1) 由样地数据和遥感特征提取训练数据 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$, 其中 $f_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T (1 \leq j \leq m)$, x_{ji} 为第 i 个样地对应第 j 个特征所在像元的值。

(2) 初始化最优特征子集 F_s 为空。

(3) 基于 k -NN 法, 依次选取剩余特征与 F_s 结合, 分别建立森林蓄积量估测模型, 计算每个模型对应的 RMSE。

(4) 选取步骤 (3) 中得到的 RMSE 最小值, 若最小 $\text{RMSE} < \text{RMSE}_o$, 则将最小 RMSE 值赋给 RMSE_o , 并将其对应的特征子集赋给 F_s 并返回步骤 (3); 若得到的最小 $\text{RMSE} > \text{RMSE}_o$, 则迭代结束。

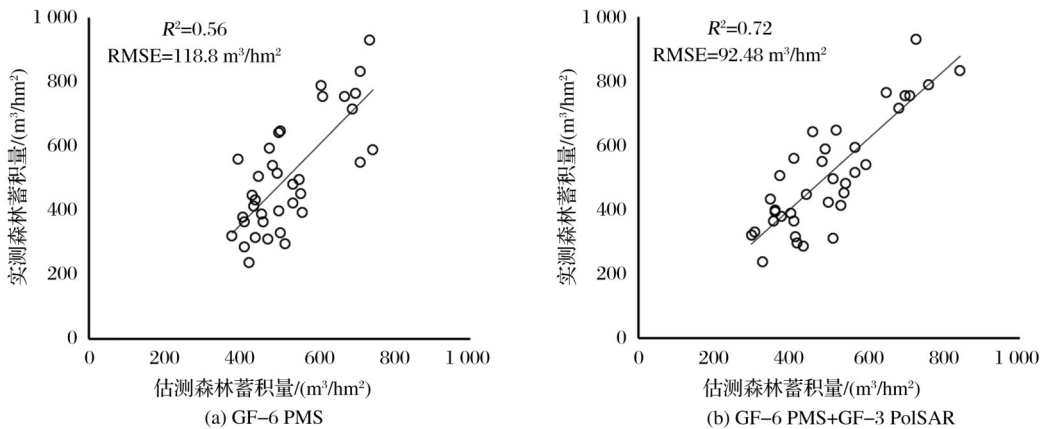


图 4 KNN-FIFS 估测森林蓄积量交叉验证结果

Fig. 4 The cross-validation results of estimating forest stem volume using KNN-FIFS

当 K 值为 5 时, 基于 GF-6 PMS 数据源的估测的森林蓄积量与实测样地森林蓄积量的均方根误差最小, 精度最优 ($R^2=0.56$, $\text{RMSE}=118.8 \text{ m}^3/\text{hm}^2$), 其最优特征组合为近红外波段方差 (V4)、红光波段 (Cr3)、植被覆盖度 (FVC)、蓝光波段 (Band1)、蓝光波段二阶矩 (S1)、蓝光波段对比度 (Co1)。最优估测精度留一验证散点如图 4 所示。当 K 值为 2 时, 基于 GF-6 PMS+GF-3 PolSAR 数据源的估测森林蓄积量与实测样地森林蓄积量的均方根误差最小, 精度最优 ($R^2=0.72$, $\text{RMSE}=92.48 \text{ m}^3/\text{hm}^2$), 其最优特征组合为坡向因子 (Asp)、植被覆盖度 (VFC)、近红外波段二阶矩 (S4)、近红外波段方差 (V4)、平均散射角 (alpha)、绿光波段对比度 (Co2)、红光波段熵 (E3)、蓝光波段方差 (V1)。最优估测精度留一验证散点如图 4 所示。图 4 表明, 当估测精度最优时, 联合 GF-3 PolSAR 数据的 GF-6 PMS 数据估测森林蓄积量的精度高于单独使用 GF-6 PMS 数据的估测精度。当 $K=2$ 时, 联合两种数据

4 结果与分析

基于 36 个森林样地中心点对应的遥感影像像元对 GF-6 PMS 数据进行特征提取, 获得波段光谱值、纹理、植被指数、植被覆盖度以及地形因子共 41 个特征因子。对 GF-3 PolSAR 数据进行特征提取, 获得后向散射系数及其波段比值、极化分解参数共 7 个特征因子。分别对 GF-6 PMS 以及 GF-6 PMS+GF3 PolSAR 基于 KNN-FIFS 方法对特征进行选择并对森林蓄积量进行估测, 以样地点实测蓄积量为验证数据, 采用留一法交叉验证, 得到 2 种数据源的森林蓄积量估测精度 (图 4)。

源估测森林蓄积量与实测森林蓄积量相关系数达 0.72, 对比单独使用 GF-6 PMS 数据的模型反演精度, R^2 提高了 0.16, 提高了 28.6%, RMSE 降低了 $26.32 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, 降低 22.2%。

图 4 也反映出使用 KNN-FIFS 方法估测时, 在高蓄积量区会低估实际蓄积量, 在低蓄积量区会高估实际蓄积量, 这因为 KNN 方法实质上是一种反距离加权平均法, 具有聚类性质, 所以它估测的蓄积量是在实测样地蓄积量的范围内。根据上述结果, 利用 KNN-FIFS 模型, 结合 GF-3 PolSAR+GF-6 PMS 的主被动遥感数据及其派生因子最优特征组合, 进行研究区域森林蓄积量反演, 并生成研究区域森林蓄积量空间分布图 (图 5)。

从反演结果的统计值与样地实测值对比来看, 巩留县天然林整体蓄积量估测均值为 $496.04 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, 而样地实测蓄积量均值为 $506.05 \text{ m}^3/\text{hm}^2$, 总体来看估测结果较好, 相对误差为 1.97%。研究区森林蓄积量空间分布图表明, 蓄积量高值主要分布在西北

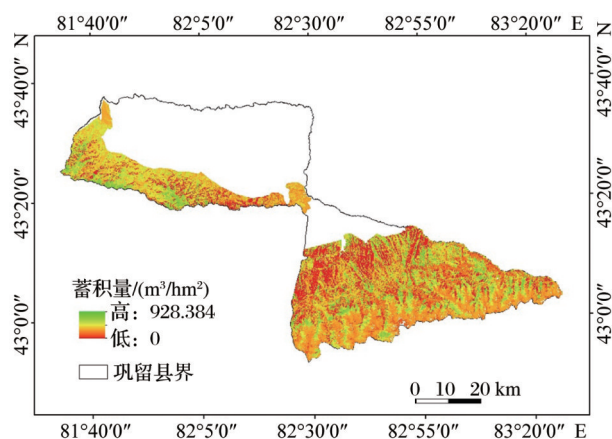


图5 研究区天然林森林蓄积量分布

Fig. 5 Distribution of forest stem volume of natural forest in the study area

部、中南部、和东南部部分区域,对比高程分布图,这部分区域海拔相对较高,人类活动较少,因此不易受人为因素影响;而中部地区海拔相对较低,靠近居民区,生态脆弱,森林蓄积量相对较低;另外,南部边缘部分区域虽处高海拔区域,但森林蓄积量没有随之增加,分析其原因可能是此区域海拔过高,受气温、降水等环境因子影响,不利于林木生长。

虽然巩留县的天然林森林蓄积量存在一定的空间差异性,但总体蓄积量较高。巩留县气候条件良好,四季分明,年日照时间充足。天然林地树种主要为高大乔木树种(如云杉、落叶松),且巩留县幅员辽阔,地广人稀,利于森林生长。这些条件决定了巩留县天然林森林资源丰富、蓄积量高的基本现状。

5 讨论

本研究基于国产主被动遥感 GF-3 PolSAR 数据、GF-6 PMS 数据和野外实测样地数据,利用 KNN-FIFS 方法估测巩留县天然林森林蓄积量。研究结果发现,联合 GF-3 PolSAR 数据和 GF-6 PMS 数据估测森林蓄积量的精度 ($R^2=0.72$, $RMSE=92.48 \text{ m}^3/\text{hm}^2$), 优于单独使用 GF-6 PMS 数据的估测精度 ($R^2=0.56$, $RMSE=118.8 \text{ m}^3/\text{hm}^2$)。已有研究也证明^[10,23], 将 SAR 遥感数据加入光学遥感数据进行森林参数的反演可以有效提高反演精度,原因是 GF-6 PMS 数据波长较短,在植被覆盖密集的区域,估测森林蓄积量时容易趋于饱和,而 GF-3 PolSAR 对顶层树冠具有一定的穿透能力,并且能够穿透云雾,减少大气对定量估测的影响,在森林蓄积量估测中有一定的优势,因此结合 GF-3 PolSAR 数据和 GF-6 PMS 数据的主被动遥感技术能

够提高估测蓄积量的精度。

联合 GF-3 PolSAR 数据和 GF-6 PMS 数据估测森林蓄积量的最优特征组合分别来自地形因子,植被覆盖度,纹理特征和 H/Alpha 极化分解参数。在具有明显生物物理梯度变化的区域尺度上,辅助地形数据可以提高 K-NN 模型的植被变量预测精度^[33];植被覆盖度反映了森林植被覆盖水平投影信息,可作为森林植被结构和生长状况指示因子^[34-35];纹理可以更好地表征遥感影像的空间信息,在一定程度上抑制“同物异谱、异物同谱”现象的发生^[36];H/Alpha 极化分解是一种非相干极化目标分解的方法,该方法可以根据地物的不同散射机制更加有效地提取目标地物的主要散射特征^[37]。以上因素可以在一定程度上解释为什么利用“Asp+纹理+VFC+alpha”的特征组合能得到研究区森林蓄积量估测的最优结果。另外,植被指数和极化后向散射系数虽然没有参与反演建模,但其对提高森林蓄积量的估测精度也起到了一定的作用。

此外,激光雷达(LiDAR)可获得亚米级的森林参数信息,在森林资源蓄积量监测领域具有明显的优势,国内外已有众多学者利用 LiDAR 估测森林蓄积量,并取得了较好的结果^[38]。因此,未来可考虑将激光雷达数据与 KNN-FIFS 结合,以提高森林蓄积量的反演精度。植被覆盖度是反映森林结构的重要因子,将植被覆盖度作为 KNN-FIFS 模型反演的特征因子之一,并在 GF-6PMS 和 GF-6 PMS+GF-3 PolSAE 反演中均参与到了最优特征组合当中,说明植被覆盖度因子对于森林蓄积量反演具有积极作用。但相同条件下,植被覆盖度与森林蓄积量的相关性不如郁闭度敏感,因此,未来可考虑提取植被覆盖度产品中的纯冠层覆盖度,即郁闭度产品作为建模因子,有望进一步提升反演精度。另外,本研究在利用 KNN-FIFS 进行特征优化时,发现基于 GF-3 PolSAR 数据的 H/Alpha 极化分解参数平均散射角(alpha)对森林蓄积量较为敏感,但其具体作用机制尚不明确,目前双极化 SAR 数据极化分解能力有限,未来可考虑利用全极化 SAR 数据采取不同的极化分解方法,提取更多极化分解参数作为建模因子,以提高蓄积量反演精度。

6 结语

本研究结合国产主被动遥感技术,基于快速迭代的 KNN-FIFS 方法,提高了多源遥感及其派生因

子特征选择的效率。以 LOO 法交叉验证,利用植被指数、纹理信息、地形因子、植被覆盖度以及后向散射系数和极化分解参数,构建森林蓄积量预估模型,在样地尺度上,评估了国产 GF-6 PMS 和 GF-3 PolSAR 遥感数据在森林蓄积量定量反演中的能力,为新疆巩留县天然林蓄积量估测提供了一种行之有效的方法。估测结果表明,新疆巩留县天然林总体蓄积量较高,自国家天保工程以及新疆十大林业工程实施以来,森林资源得到有效保护。

参考文献(References):

- [1] Cao Chunxiang. Remote sensing diagnosis of forest aboveground biomass[M]. Beijing: Science Press, 2015.[曹春香. 森林地上生物量遥感诊断[M]. 北京: 科学出版社, 2015.]
- [2] Fang Jingyun Liu Guohua, Xu Songling. Biomass and net production of forest vegetation in China[J]. Acta Ecologica Sinica, 1996, 16(5): 497-508.[方精云, 刘国华, 徐嵩龄. 我国森林植被的生物量和净生产量[J]. 生态学报, 1996, 16(5): 497-508.]
- [3] Liu Huaguo, Fu Bojie, Fang Jingyun. Forest carbon dynamics in China and its contribution to global carbon balance[J]. Acta Ecologica Sinica, 2000, 20(5): 733-740.[刘国华, 傅伯杰, 方精云. 中国森林碳动态及其对全球碳平衡的贡献[J]. 生态学报, 2000, 20(5): 733-740.]
- [4] Fu Tian, Pang Yong, Huang Qingfeng, *et al.* Airborne LiDAR estimation of subtropical forest parameters[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(5): 1092-1104.[付甜, 庞勇, 黄庆丰, 等. 亚热带森林参数的机载激光雷达估测[J]. 遥感学报, 2011, 15(5): 1092-1104.]
- [5] Jia Jiahui. Study on estimation algorithm of forest stock with high resolution remote sensing[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.[贾嘉辉. 高分遥感森林蓄积量估测算法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.]
- [6] Tu Yunyan. Research on remote sensing estimation of forest stock volume[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2013.[涂云燕. 森林蓄积量遥感估测研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2013.]
- [7] Liu Haiqing. Application of remote sensing estimation of forest stock[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2009.[刘海清. 森林蓄积量遥感估测的应用研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2009.]
- [8] Gibbs H K, Brown S, Niles J O, *et al.* Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks: Making REDD a reality [J]. Environmental Research Letters, 2007, 2 (4) : 1-13. DOI: 10.1088/1748-9326/2/4/045023.
- [9] Mu Xiyun, Zhang Qiuliang, Liu Qingwang, *et al.* Research on mapping technology of typical forest biomass in Daxinganling based on LiDAR [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(2): 220-225.[穆喜云, 张秋良, 刘清旺, 等. 基于激光雷达的大兴安岭典型森林生物量制图技术研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(2): 220-225.]
- [10] Dong Lixin. New development of satellite remote sensing of forest average height[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(5): 833-845.[董立新. 林分平均高卫星遥感新进展[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(5): 833-845.]
- [11] Li Lan, Chen Erxue, Li Zengyuan, *et al.* Research progress of forest height and aboveground biomass estimation by Synthetic aperture radar[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(4): 625-633.[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.]
- [12] Zhang Shaowei, Hui Gangying, Han Zongtao, *et al.* Rapid optimization of forest aboveground biomass estimation based on optical multispectral and SAR remote sensing characteristics [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 925-938.[张少伟, 惠刚盈, 韩宗涛, 等. 基于光学多光谱与 SAR 遥感特征快速优化的大区域森林地上生物量估测[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 925-938.]
- [13] Wang Chenli, Niu Zheng, Guo Zhixing, *et al.* Signal response and volume estimation of forest biophysical parameters based on Radarsat SAR [J]. Land and Resources Remote Sensing, 2005, 17(2): 24-28.[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, 17(2): 24-28.]
- [14] Fan Fengyun. Study on estimation method of mountain forest volume based on airborne LiDAR and polarimetric SAR data [D]. Beijing: China Academy of Forestry Sciences, 2010.[范凤云. 基于机载 LiDAR 和极化 SAR 数据的山区森林蓄积量估测方法研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2010.]
- [15] Yang Yongtian, Yang Guangbin, Zhao Haibing. Study on synthetic aperture radar remote sensing estimation of forest volume in Karst mountain area [J]. Forestry Resource Management, 2018(4): 100-104.[杨永恬, 杨广斌, 赵海兵. 喀斯特山区森林蓄积量的合成孔径雷达遥感估测研究[J]. 林业资源管理, 2018(4): 100-104.]
- [16] Tian X, Su Z, Chen E, *et al.* Estimation of forest aboveground biomass using multi-parameter remote sensing data over a cold and arid area [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 14 (1) : 160-168. DOI: 10.1016/j.jag.2011.09.010.
- [17] Qi Yujiao, Li Fengri. Remote sensing estimation of aboveground forest carbon storage in Daxing'anling Mountains based on KNN method [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2015, 51(5): 46-55.[戚玉娇, 李凤日. 基于 KNN 方法的大兴安岭地区森林地上碳储量遥感估算[J]. 林业科学, 2015, 51(5): 46-55.]
- [18] Zhang Jin, Li Xiaosong, Wu Bingfang. Forest cover estimation

- tion based on classification and regression trees of Miyun reservoir Upstream area[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(3): 394-400. [张瑾, 李晓松, 吴炳方. 基于分类回归树的密云水库上游森林覆盖度遥感估算[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(3): 394-400.]
- [19] Franco-Lopez H, Ek A R, Bauer M E. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k -nearest neighbors method[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 77(3): 251-274. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00209-7.
- [20] Crookston N L, Finley A O. Yalmpu: An R package for KNN imputation[J]. Journal of Statistical Software, 2008, 23(10): 1-16.
- [21] Troyanskaya O, Cantor M, Sherlock G, *et al.* Missing value estimation methods for DNA microarrays[J]. Bioinformatics, 2001, 17(6): 520-525.
- [22] Tian X, Yan M, Christiaan V D T, *et al.* Modeling forest above-ground biomass dynamics using multi-source data and incorporated models: A case study over the Qilian mountains[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 246: 1-14. DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.05.026.
- [23] Wilson B T, Lister A J, Riemann R I. A nearest-neighbor imputation approach to mapping tree species over large areas using forest inventory plots and moderate resolution raster data[J]. Forest Ecology and Management, 2012, 271: 182-198. DOI: 10.1016/j.foreco.2012.02.002.
- [24] Reese H, Nilsson M, Sandström P, *et al.* Applications using estimates of forest parameters derived from satellite and forest inventory data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 37(1): 37-55. DOI: 10.1016/S0168-1699(02)00118-7.
- [25] Tian X, Li Z, Su Z, *et al.* Estimating montane forest above-ground biomass in the upper reaches of the Heihe River Basin using Landsat-TM data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(21): 7339-7362. DOI: 10.1080/01431161.2014.967888.
- [26] Han Zongtao, Jiang Hong, Wang Wei, *et al.* KNN-FIFS estimation of forest aboveground biomass based on multi-source remote sensing[J]. Forestry Science, 2018, 54(9): 70-79. [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.]
- [27] Liu Jinyang, Xin Cunlin, Wu Honggan, *et al.* Application potential of GF-6 satellite WFV data in forest land type monitoring[J]. Aerospace Return and Remote Sensing, 2019, 40(2): 107-116. [刘晋阳, 辛存林, 武红敢, 等. GF-6 卫星 WFV 数据在林地类型监测中的应用潜力[J]. 航天返回与遥感, 2019, 40(2): 107-116.]
- [28] Zhang Qingjun. Overall design and key technologies of GF-3 satellite[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2017, 46(3): 269-277. [张庆君. 高分三号卫星总体设计与关键技术[J]. 测绘学报, 2017, 46(3): 269-277.]
- [29] Yin J, Jian Y, Zhang Q. Assessment of GF-3 polarimetric SAR data for physical scattering mechanism analysis and terrain classification[J]. Sensors, 2017, 17(12): 1-11. DOI: 10.3390/s17122785.
- [30] Sun Jiabin. Principles and applications of remote sensing (2nd Edition)[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2009. [孙家柄. 遥感原理与应用(第2版)[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2009.]
- [31] Yuan Zhihui, Gu Yice, Xing Xuemin, *et al.* Simulation method of multi-channel InSAR interferogram considering overlap and shadow[J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2020, 45(11): 1717-1727. [袁志辉, 谷翼策, 邢学敏, 等. 顾及叠掩与阴影的多通道 InSAR 干涉图仿真方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1717-1727.]
- [32] Han Songtao, Xiang Maosheng. A method for processing shadow area of interferometric radar[J]. Electronic Measurement Technology, 2008, 31(3): 4-6. [韩松涛, 向茂生. 一种干涉雷达阴影区的处理方法[J]. 电子测量技术, 2008, 31(3): 4-6.]
- [33] Ohmann J L, Gregory M J. Predictive mapping of forest composition and structure with direct gradient analysis and nearest-neighbor imputation in coastal Oregon, U.S.A.[J]. Canadian Journal of Forest Research, 2002, 32(4): 725-741. DOI: 10.1139/x02-011.
- [34] Saatchi S S, Houghton R A, Alvalá R C D S, *et al.* Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin[J]. Global Change Biology, 2007, 13(4): 816-837. DOI: 10.1111/j.1365-2486.2007.01323.x.
- [35] Anaya J A, Chuvieco E, Palaciosorueta A. Aboveground biomass assessment in Colombia: A remote sensing approach[J]. Forest Ecology & Management, 2009, 257(4): 1237-1246. DOI: 10.1016/j.foreco.2008.11.016.
- [36] Lee J H, Philpot W D. Spectral texture pattern matching: A classifier for digital imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 29(4): 545-554.
- [37] Li Mianquan. Research on signal processing method of full polarization measurement radar[D]. Changsha: University of National Defense Science and Technology, 2008. [李棉全. 全极化测量雷达信号处理方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.]
- [38] Sun Shanshan, Tian Xin, Gu Chengyan, *et al.* Estimation of forest canopy closure by the KNN-FIFS method in the Genhe of Inner Mongolia[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 959-969. [孙珊珊, 田昕, 谷成燕, 等. 基于 KNN-FIFS 的内蒙古根河森林郁闭度遥感估测研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 959-969.]

Estimation of Forest Stem Volume of Natural Forests based on the Optimization of Active and Passive Remote Sensing Features ——A Case Study over Gongliu County of Xinjiang

Wang Pengjie¹, Zhang Huifang², Tian Xin¹, Zhang Jinglu², Zhu Yali²

(1. *Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;*

2. *Institute of Modern Forestry, Xinjiang Academy of Forestry, Urumqi 830000, China*)

Abstract: We estimated forest stem volume using domestic active and passive remote sensing data GF-3 PolSAR and GF-6 PMS. And in order to find a way out of the redundancy problem of multi-source remote sensing data, feature combination is optimized. The research area is the natural forest land in Gongliu County, Xinjiang. We extracted spectral information, vegetation index, texture, vegetation coverage from GF-6 PMS data and then extracted backscattering coefficient and polarization decomposition parameters from GF-3 PolSAR data. Combining the extracted parameters, terrain factor and forest sample survey data, we estimated forest stem volume in the study area using K-Nearest Neighbor with Fast Iterative Features Selection (KNN-FIFS) method. Comparing and validating the estimation results when combined active and passive remote sensing data and a single remote sensing data source, we inverted the forest stem volume in the study area based on the optimal feature combination. The results show that the accuracy of combining GF-3 PolSAR data and GF-6 PMS data to estimate the forest stem volume in the study area is $R^2=0.72$ and $RMSE=92.48\text{ m}^3/\text{hm}^2$, which is compared with the accuracy estimated using only GF-6 PMS data ($R^2=0.56$, $RMSE=118.8\text{ m}^3/\text{hm}^2$), R^2 increased by 0.16 with an increase rate of 28.6% and RMSE decreased by $26.32\text{ m}^3/\text{hm}^2$ with a decrease rate of 22.2%. It indicated that the cooperative inversion of active and passive remote sensing data can improve the estimation accuracy of forest stem volume, and the KNN-FIFS method can effectively estimate the forest stem volume of natural forests.

Key words: Forest stem volume; Active and passive remote sensing; Feature optimization; Natural forests