

DOI: 10.5846/stxb202112163570

曾纳,任小丽,何洪林,张黎,徐茜,张梦宇,陈秀芝,高超,刘畅.三江源国家公园草地地上生物量时空动态及其气候影响.生态学报,2023,43(3): 1175-1184.

Zeng N, Ren X L, He H L, Zhang L, Xu Q, Zhang M Y, Chen X Z, Gao C, Liu C. Spatial-temporal dynamics of the grassland aboveground biomass and its association with climate changes in the Three River Source National Park. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(3): 1175-1184.

# 三江源国家公园草地地上生物量时空动态及其气候影响

曾 纳<sup>1,2,3</sup>, 任小丽<sup>1,3,4,\*</sup>, 何洪林<sup>1,3,5</sup>, 张 黎<sup>1,3,5</sup>, 徐 茜<sup>1,3,4</sup>, 张梦宇<sup>1,3,4</sup>, 陈秀芝<sup>1,3,4</sup>,  
高 超<sup>1,3,4</sup>, 刘 畅<sup>1,3,4</sup>

1 中国科学院地理科学与资源研究所生态网络观测与模拟重点实验室,北京 100101

2 浙江农林大学环境与资源学院,杭州 311300

3 国家生态科学数据中心,北京 100101

4 中国科学院大学,北京 100049

5 中国科学院大学资源与环境学院,北京 100190

**摘要:**三江源区位于青藏高原腹地,作为长江、黄河、澜沧江三大河流的发源地,是我国重要的生态安全屏障。基于三江源区域草地 AGB 的野外调查数据,本研究采用多种机器学习算法集成分析的方式构建模型,实现了高精度的三江源国家公园草地 AGB 时空估算。基于 AGB 时空模拟结果,分析了近 19 年(2000—2018 年)三江源国家公园区域草地 AGB 的时空动态变化。研究结果显示:①通过多种机器学习结合贝叶斯平均模型,草地 AGB 模拟值与实测值的  $r$  为 0.88, RMSE 为 71.60g/m<sup>2</sup>,表明多模型集成分析的方式对草地 AGB 估算获得了较好的模拟效果。②三江源国家公园区域草地 AGB 的空间分布具有明显的空间异质性,呈从东南向西北递减的趋势。③2000—2018 年长江源国家公园、黄河源国家公园和澜沧江国家公园区域草地 AGB 多年平均值分别为 82.96 g/m<sup>2</sup>、117.54g/m<sup>2</sup> 和 168.39 g/m<sup>2</sup>。④近 19 年间,在黄河和长江源园区受到温度上升的影响草地 AGB 呈现出非显著性上升趋势;澜沧江区域,由于 2015 和 2016 年的降水量偏低,年际动态统计结果表现为非显著性下降趋势。

**关键词:**三江源国家公园;草地地上生物量;时空变化;降水敏感性

## Spatial-temporal dynamics of the grassland aboveground biomass and its association with climate changes in the Three River Source National Park

ZENG Na<sup>1,2,3</sup>, REN Xiaoli<sup>1,3,4,\*</sup>, HE Honglin<sup>1,3,5</sup>, ZHANG Li<sup>1,3,5</sup>, XU Qian<sup>1,3,4</sup>, ZHANG Mengyu<sup>1,3,4</sup>,  
CHEN Xiuzhi<sup>1,3,4</sup>, GAO Chao<sup>1,3,4</sup>, LIU Chang<sup>1,3,4</sup>

1 Key Laboratory of Ecosystem Network Observation and Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

2 School of Environment and Resources, Zhejiang Agriculture and Forestry University, Hangzhou 311300, China

3 National Ecology Science Data Center, Beijing 100101, China

4 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

5 College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

**Abstract:** The Three River Head-water Region (TRHR) is located in the hinterland of the Tibetan Plateau, is the source of the Yangtze River, Yellow River and Lancang River. As an important water source and ecological function conservation area

**基金项目:**国家科技基础资源调查专项资助(2021FY100705);国家自然科学基金项目(42030509);国家重点研发计划项目(2019YFE0126503)

**收稿日期:**2021-12-16; **网络出版日期:**2022-11-09

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: renxl@igsrr.ac.cn

of China, accurate monitoring of the spatio-temporal variation in the grassland aboveground biomass (AGB) is important in the TRHR. In this study, based on field observation, remote sensing, meteorological and topographical data, we estimated the grassland AGB in the Three River Source National Park (TRSNP) and analyzed its spatiotemporal change and response to climatic factors. Four machine learning (ML) models (random forest (RF), cubist, artificial neural network (ANN) and support vector regression (SVR) models) were constructed and compared for AGB simulation. The AGB results estimated with the four ML models were then applied in the integrated analysis via Bayesian model averaging (BMA) to obtain more accurate and stable estimates ( $r=0.88$ ;  $RMSE = 71.60\text{g/m}^2$ ). The results showed that the spatial distribution of grassland AGB in the TRSNP had obviously spatial heterogeneity, showing a decreasing trend from southeast to northwest. The grassland AGB in the Yangtze River Source National Park, Yellow River Source National Park and Lancang River National Park were  $82.96\text{g/m}^2$ ,  $117.54\text{g/m}^2$ , and  $168.39\text{g/m}^2$ , respectively. In the Yellow River and Yangtze River Source Parks, from 2000 to 2018 grassland AGB showed a non-significant increasing trend due to the influence of temperature increase; in the Lancang River region, the interannual dynamics statistics showed a non-significant downward trend due to the low annual precipitation in 2015 and 2016.

**Key Words:** the Three River Source National Park; grassland aboveground biomass; temporal and spatial variation; precipitation sensitivity

三江源位于青海省南部,是长江、黄河和澜沧江的源头,同时也是重要的草地生态功能区,该区域的生态系统安全问题受到国内外研究人员的广泛关注。2016年3月,中共中央办公厅、国务院办公厅印发《三江源国家公园体制实验试点方案》<sup>[1]</sup>,三江源国家公园成为了我国第一个国家公园体制试点。2021年9月30日,国务院批复同意设立三江源国家公园<sup>[2]</sup>,三江源国家公园被列入第一批国家公园名单。三江源处在青藏高原高寒草甸向高寒荒漠区的过渡区域,植被类型以高寒草甸、高寒草原和荒漠草地为主<sup>[3]</sup>。草地具有固碳释氧、调节气候、水土保持、涵养水源、防风固沙、改良土壤等功能,对生态环境起着举足轻重的作用<sup>[4-6]</sup>。另一方面,草地资源也是畜牧业发展的重要物质基础,是全球食品安全保障必不可少的自然资源<sup>[7-8]</sup>。三江源作为我国重要的生态屏障,开展区域草地生产力、生物量研究,对于推动三江源国家公园草地的合理利用和科学管理具有重要意义。

地上生物量(aboveground biomass, AGB)是一定时间内单位面积的植被地上部分的总物质量或干物质量<sup>[9]</sup>。AGB作为草地生态系统的主要生产力,同时决定着草地的畜牧承载能力。准确地草地 AGB 空间估算及其状况评估,是科学合理设定载畜量,有效保护草地资源的重要基础。此外,草地 AGB 的时空格局特征与周围环境因素密切相关,通过分析外部环境对草地 AGB 的影响,可以更好的理解草地生态系统的变化特征,帮助实现草地资源的科学利用以及可持续发展<sup>[10]</sup>。地面调查是研究草地生物量的传统方法,一般是在站点进行采样测量得到植被 AGB 数据。地面调查法在站点尺度具有较高的精度,但野外数据采集需要大量的人力物力,且对草地有一定的破坏性,不适用区域的草地 AGB 研究。

区域草地 AGB 的估算大多是通过遥感植被指数(Vegetation Index, VI)与 AGB 之间的关系,构建统计回归模型,实现 AGB 地面调查点的升尺度。这种方法由于其操作便捷、高效的优势,而被广泛应用于各个区域的草地 AGB 估算<sup>[11-12]</sup>。但由于现有遥感 VI 在理论和技术上的一些不完备性,仅利用单一植被指数构建模型,其模拟精度往往有限。机器学习作为一种更为强大的算法,可以联合多种因子构建经验模型,以获得更高的估算精度。Zeng 等通过随机森林模型(Random Forest, RF)对青藏区的草地 AGB 进行了估算,同时与多种回归方法进行了比较,其研究表明基于多因子的机器学习模型的精度要优于回归方法<sup>[13]</sup>。相比传统的回归模型,机器学习模型能够更准确地描述预测变量和目标变量之间的复杂关系<sup>[14-15]</sup>,因而更适用于生态系统的研究。随着计算机技术的发展和野外观测数据的积累,各种机器学习算法被应用于不同区域、不同尺度的草地 AGB 估算<sup>[16]</sup>。然而,单个机器学习模型的精度往往受限于它特定的模型结构和计算方式,而采用集

成分析(Ensemble analysis)的方式,在决策级别融合多个机器学习模型的结果,则能有效的整合多模型的优势,得到更为精确和稳健的模型估算结果。多模型结合集成分析技术的模式已被有效的用于一些遥感领域的研究<sup>[17-18]</sup>。Jung 等<sup>[19]</sup>采用集成分析的方式融合了多种模型 GPP 估算结果,其结果显示集成分析的方式可以有效的融合不同模型的优势,获得更高精度、更稳健的估算结果。

为了更好的认识和理解三江源国家公园草地 AGB 状况及其变化,以遥感植被指数、气象数据、地形和地理位置数据为模型的备选自变量,草地 AGB 实测数据为因变量,本研究在样本点尺度采用多种机器学习结合集成分析的方式构建模型,以实现该区域草地 AGB 空间估算。基于近 19 年(2000—2018 年)的 AGB 空间模拟结果,定量分析三江源国家公园草地 AGB 的空间格局和年际动态特征。同时,分析三江源国家公园草地 AGB 年际变化的温度和降水量敏感性,了解其背后的生态机理,将有助于科学合理的区域草地资源利用和管理。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区域

三江源地处青藏高原腹地,平均海拔在 4000m 以上,是长江、黄河、澜沧江的发源地,是我国淡水资源的重要发源地,是高原生物多样性最集中的地区(图 1)。三江源为典型的高原大陆气候,冷热两季,干湿分明,年均温度差小,年降水量在 200—800mm。由于其独特的地理位置和气候条件,也是亚洲、北半球乃至全球气候变化的敏感区。丰富的自然资源、重要的生态功能使其成为我国重要生态安全屏障。三江源国家公园体制试点区域包括三个园区规划总面积约为 12.31 万 km<sup>2</sup>,包括长江源园区(9.03 万 km<sup>2</sup>)、黄河源园区(1.91 万 km<sup>2</sup>)和澜沧江源园区(1.37 万 km<sup>2</sup>)(图 1)。三江源国家公园包括治多、杂多、曲麻莱、玛多和唐古拉山的西北部分区域,其覆盖植被以高寒草地为主,约占总面积的 70.54%。

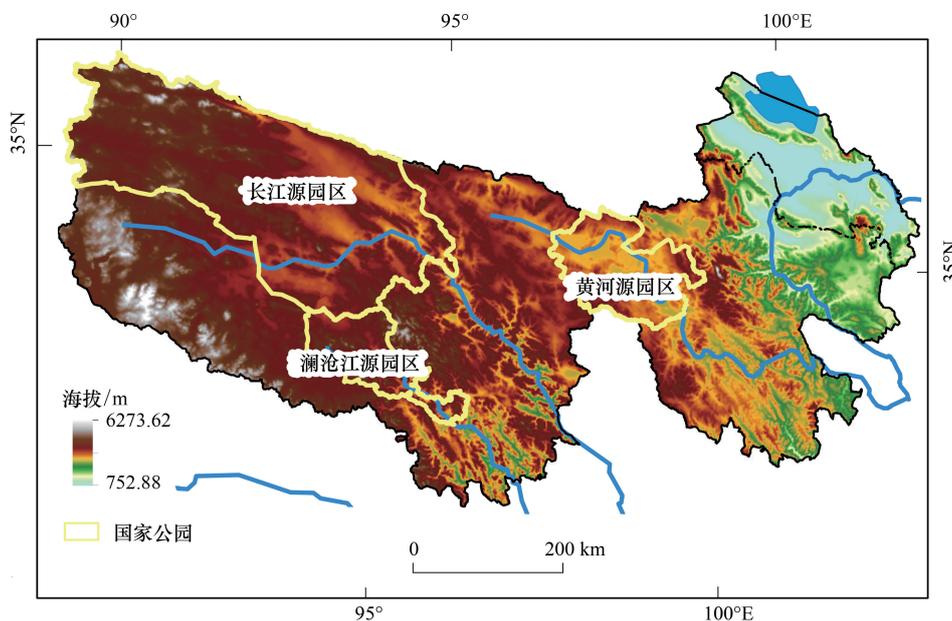


图 1 三江源国家公园(长江源园区、黄河源园区和澜沧江源园区)地理位置

Fig.1 The location of the Three River Source National Park (Yangtze River source Park, Yellow River source Park and Lancang River source Park)

### 1.2 数据

#### 1.2.1 草地 AGB 野外调查数据

本研究在三江源区域内共选择了 362 个草地 AGB 野外调查样本点,具体的地理位置分布如图 2。其来源

包括:(1)文献资料<sup>[20]</sup>和(2)野外调查采集。野外调查的时间是在每年的生长季,草地生物量达到峰值的时段(约在8月中旬)。每个调查点采用30 m×30 m的样方,在样方内随机选择3个独立的小样方(大小为1 m×1 m)。对3个小样方内的所有植被进行收割,清理后放入65℃的干燥机中干燥,直到重量保持不变。取三个小样方内植被干重的平均为该样本点的AGB值。采用极端值剔除法排除样本点中的不合理值,将整个样本点数据中超过均值的 $\pm 3 \times$ 标准差的AGB值剔除。

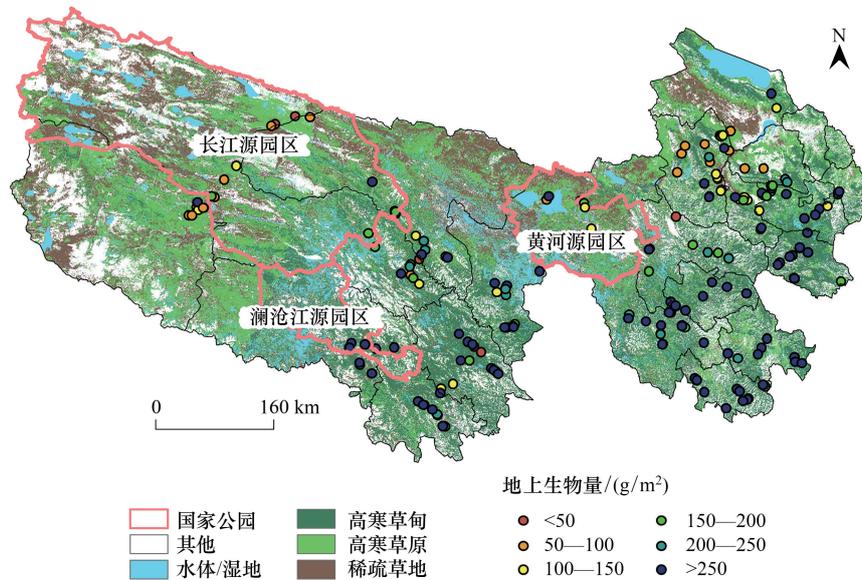


图2 草地地上生物量野外调查站点的空间分布

Fig.2 Spatial distribution of the observed grassland AGB in the TRHR

### 1.2.2 空间数据

本研究中草地 AGB 模型估算选择的空数据包括表征地表植被状况的遥感植被指数,以及影响植被生长的气象因素(温度和降水),地形地貌因素(海拔和坡度)和地理位置(经度和纬度)。遥感植被指数采用的MODIS 陆地产品第六版 MOD13Q1,包括 NDVI 和 EVI,空间分辨率为 250m,时间分辨率为 16 d。覆盖三江源区域的影像包括 h25v05 和 h26v05,利用影像处理工具 MRT 进行拼接,转投影为 WGS84。为了进一步减少云雨和大气污染的影响,利用 TIMESAT 软件使用双 logistic 曲线拟合,对 EVI 和 NDVI 进行平滑处理。然后,基于 16 d 时间分辨率的 NDVI 和 EVI 数据,计算其生长季均值(分别以 GSN 和 GSE 表示)用于区域尺度的 AGB 估算。

气象数据集来自国家生态科学数据中心(<http://www.cnren.org.cn>),包括栅格化的 8 d 时间分辨率的平均温度和降水量数据,空间分辨率为 250m。进一步计算得到区域的年平均降水量(mean annual precipitation, MAP)和年平均温度(mean annual temperature, MAT)。此外,从地理空间数据云网站(<http://www.cnern.org.cn>)下载了数字高程模型(DEM)数据(版本 004,空间分辨率 90m)。对下载的 DEM 进行了重新采样到 250m。再基于 DEM 数据,通过 ArcGIS 软件(ESRI, USA)得到对应区域的坡度数据(slope)。

## 1.3 方法

### 1.3.1 草地 AGB 估算方法

基于三江源的草地 AGB 野外调查数据,通过机器学习算法构建区域草地 AGB 估算模型。本研究验证并比较了四种不同的机器学习算法,包括随机森林(RF, random forest)、规则集回归树(cubist)、神经网络(ANN, Artificial Neural Network)和支持向量回归(SVR, Support Vector Regression)。RF 是 Breiman<sup>[21]</sup>在 2001 年所提出的基于决策树的机器学习算法。Cubist 是由 Quinlan (1996)<sup>[22]</sup>提出的一种基于规则集的回归树算

法。不同于 RF 模型的是 Cubist 的终端(叶)是一个多元回归模型,因而 Cubist 模型相对 RF 更易于理解,模型效率也较高,适用于大量样本点数据的分类与回归分析。ANN 是遥感模型中应用较为广泛的机器学习算法之一,通过模拟人脑的学习过程来构建预测变量和目标变量之间的映射关系<sup>[23]</sup>。SVR 是一种基于统计分析的学习算法,利用核函数将输入数据投影到高维空间中以实现规则分类或目标估算。

以草地 AGB 观测值为目标变量,本研究将以对应年份和位置的 GSE、GSN、MAT、MAP、海拔、slope、经度和纬度值为备选自变量,采用机器学习算法构建草地 AGB 估算模型。以备选自变量的所有不同组合来建立模型展开实验,从中选择精度最高的输入变量组合。通过十次交叉(10-corss)的方式对模型效果进行验证,即每次实验将总样本数据随机分为 10 份,其中 9 份(约 326 个样本点)作为训练样本数据,剩余 1 份(约 36 个样本点)作为模型测试数据。重复 10 次实验,直到每份数据都作为训练和测试数据使用过。然后,基于十次实验的平均相关系数( $r$ )和均方根误差(RMSE)对模型效果进行评估。在多种模型模拟精度相当的情况下,采用集成分析(Ensemble analysis)的方式被认为可以有效的融合多种模型的优势,获得更稳健的模拟结果<sup>[24]</sup>。基于以上四种机器学习得到的草地 AGB 模拟结果,本研究将通过贝叶斯集成分析(bayesian averaging model, BAM)方法融合,以实现更高精度、更稳健的区域草地 AGB 模拟。

### 1.3.2 草地 AGB 时空敏感性分析

先逐像元的对近 19 年的 AGB 区域估算进行了预处理,以剔除了单因子变量的长期变化趋势。如果单因子变量有显著的年际变化趋势,则从年值中减去其线性趋势,没有显著年际变化的则从年值中减去多年均值,得到 AGB、MAT 和 MAP 的年变化量。然后采用多元回归模型,计算草地 AGB 年际变化对温度和降水量的敏感性。以 AGB 为因变量, MAT 和 MAP 为自变量,则 MAT 和 MAP 的回归系数分别表示 AGB 年际变异对温度和降水量的敏感性。系数为正则认为该区域 AGB 年际变化与温度(或降水量)为正相关关系,系数越大则表明 AGB 对温度(或降水量)的变化越敏感。

## 2 结果与分析

### 2.1 样本数据分析

草地 AGB 实测值与各要素的相关系数如表 1 所示。其中, GSE 与草地 AGB 之间的相关性最高,相关系数( $r$ )为 0.67; GSN 与草地 AGB 的相关系数为 0.63, 表明植被指数对草地 AGB 具有较好的表征性。在各环境要素中, MAP 与草地 AGB 之间的相关性最高( $r=0.58$ ), 表明降水量的空间分布对区域草地 AGB 空间格局

表 1 草地 AGB 及其各环境因子数据的相关分析

Table 1 Correlation coefficients between the grassland AGB and the explanatory variables

	地上生物量 AGB	增强型植被指数 生长季均值 GSE	归一化植被指数 生长季均值 GSN	年平均 温度 MAT	年平均 降水量 MAP	海拔 Altitude	坡度 Slope	经度 Longitude	纬度 Latitude
地上生物量 AGB	1								
增强型植被指数 生长季均值 GSE	0.67	1							
归一化植被指数 生长季均值 GSN	0.63	0.91	1						
年平均温度 MAT	0.26	0.41	0.42	1					
年平均降水量 MAP	0.58	0.73	0.71	0.36	1				
海拔 Altitude	-0.07	-0.16	-0.20	-0.68	-0.12	1			
坡度 Slope	0.24	0.27	0.26	0.20	0.24	0.01	1		
经度 Longitude	0.33	0.45	0.47	0.39	0.45	-0.74	0.05	1	
纬度 Latitude	-0.38	-0.45	-0.42	-0.25	-0.51	-0.47	-0.26	0.31	1

AGB:地上生物量 Aboveground biomass; GSE:增强型植被指数生长季均值 Growing season Enhanced vegetation index; GSN:归一化植被指数生长季均值 Growing season Normalized difference vegetation index; MAT:年平均温度 Mean annual temperture; MAP:年平均降水量 Mean annual precipitation

有较大的影响。各环境因子之间,GSE 与 GSN 的相关系数为 0.91,表明这两种植被指数有较高程度的相似性,但也证明其存在一定的差异性。MAP 与 GSE 和 GSN 的相关系数分别为 0.73 和 0.71。MAP 与经度相关系数为 0.45,表明该区域随着经度向东降水量也有所增加。而 MAT 与纬度的相关系数为-0.25,表明随着纬度的增加区域温度呈现下降趋势。同时,MAT 和海拔的相关系数则为-0.68,表示随着海拔的上升温度呈下降趋势。

## 2.2 模型精度验证

四种机器学习模型(RF、cubist、ANN 和 SVR)取得了可比的结果,训练  $r$  值在 0.81—0.87 之间,测试  $r$  值在 0.77—0.84 之间(表 2)。在四种 ML 算法中,基于 GSE、GSN 和 MAP 的 RF 模型取得了最好的效果(训练数据集: $r=0.87$ , RMSE = 72.92g/m<sup>2</sup>; 测试数据集: $r=0.84$ , RMSE = 76.99g/m<sup>2</sup>)。其次是以 GSE、GSN、MAP 和海拔为输入变量的 Cubist 模型,训练数据集的  $r$  为 0.84, RMSE 为 78.13g/m<sup>2</sup>,测试数据集  $r$  为 0.83, RMSE 为 79.16g/m<sup>2</sup>。

表 2 草地上生物量机器学习模型估算效果

Table 2 Performance of the grassland AGB estimation models

模型 Model	输入变量 Input variable	训练数据集 Training dataset		测试数据集 Testing dataset		
		$r$	RMSE/ (g/m <sup>2</sup> )	$r$	RMSE/ (g/m <sup>2</sup> )	
机器学习模型 Machine learning model	RF	全部输入	0.86	72.92	0.80	85.83
		GSE, GSN 和 MAP	0.87	72.56	0.84	76.99
	Cubist	全部输入	0.84	79.69	0.83	80.57
		GSE, GSN, MAP 和海拔	0.84	78.13	0.83	79.16
	ANN	全部输入	0.81	83.53	0.78	90.27
		GSE, MAP, 海拔和经度	0.83	82.92	0.78	90.34
	SVR	全部输入	0.81	89.05	0.77	93.24
		GSE, GSN, MAP 和纬度	0.81	86.00	0.78	91.01

RF:随机森林;ANN:人工神经网络;SVR:支持向量回归;AGB:地上生物量;GSE:增强型植被指数生长季均值;GSN:归一化植被指数生长季均值;MAT:年平均温度;MAP:年平均降水量;RMSE:均方根误差

为了获得更高精度更稳健的 AGB 区域估算结果,基于四种不同机器学习模型估算的结果,采用 BMA 算法进行集成分析。结果表明,与单个 AGB 估算模型相比,BMA 集成分析获得更高的  $r$  和更低的 RMSE 值(图 3)。拟合线非常接近 1:1 线,这表明预测值与实测值高度一致。此外,BMA ( $r=0.88$ , RMSE = 71.60g/m<sup>2</sup>) 优于基于均值的组合。

## 2.3 草地 AGB 的时空动态

通过多模型结果的 BMA 集成分析生成了 2000—2018 年的草地 AGB 区域估算结果,图 4 为研究期间的 AGB 空间分布。整体来看,三江源国家公园区域草地 AGB 呈现出自东南向西北递减的格局特征。其中,位于南部的澜沧江源园区水热条件最好,草地 AGB 相对较高,其均值为 168.39g/m<sup>2</sup>。黄河源园区草地 AGB 均值为 117.54g/m<sup>2</sup>。而长江源园区的 AGB 值相对要低,为 82.96g/m<sup>2</sup>,数值上仅有澜沧江源园区的二分之一

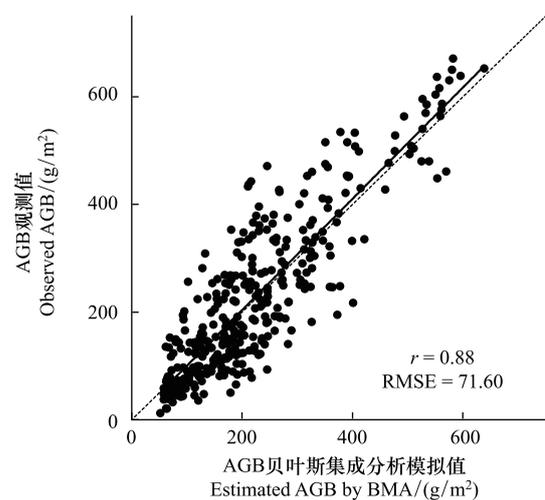


图 3 草地上生物量的集成分析估算值与实测值比较

Fig.3 Scatter plots of the observed and predicted values: Bayesian model averaging

(图 5)。

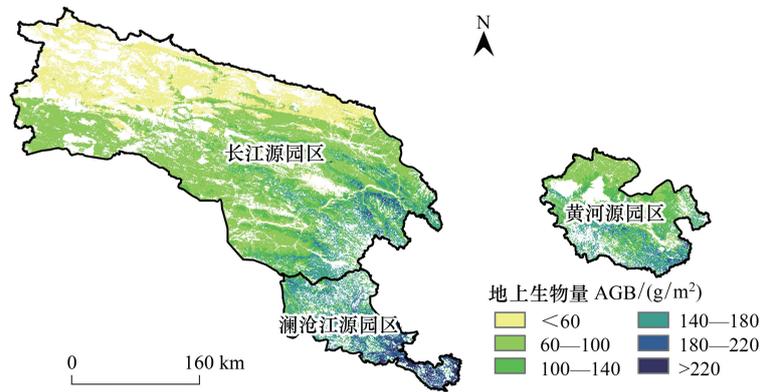


图 4 三江源国家公园草地上生物量空间分布(2000—2018 年)

Fig.4 Spatial distribution of the grassland AGB in the Three River Source National Park (2000—2018)

在 19 年的研究期间,三江源国家公园三个园区的草地 AGB 均表现出一定程度的波动变化,都无显著性的变化趋势( $P \geq 0.05$ ) (图 6)。其中,长江和黄河园区的草地 AGB 呈现为较缓的增长变化,上升幅度分别为  $0.08\text{g m}^{-2} \text{a}^{-1}$  和  $0.71\text{g m}^{-2} \text{a}^{-1}$ 。而澜沧江园区草地 AGB 表现为不显著的下降趋势,幅度为  $-0.81\text{g m}^{-2} \text{a}^{-1}$ 。三个园区草地 AGB 在 2015 和 2016 年均值较低,也是近 19 年间三江源区域年降水量较低的年份。

### 2.4 草地 AGB 的敏感性分析

三江源国家公园的大部分草地区域(约 82%) AGB 的温度敏感性为正(图 7),表明该区域大部分草地 AGB 会随着温度的增加而增加。尤其是长江源园区的南部部分地区,草地 AGB 温度敏感性超过了  $10\text{g m}^{-2}\text{C}^{-1}$ ,表明在该区域温度每升高  $1\text{C}$ ,草地 AGB 至少增加  $10\text{g/m}^2$ ,温度升高对草地生产力有很好的促进作用。三江源国家公园的大部分区域草地 AGB 的降水量敏感性表现为正值。其中黄河源园区和澜沧江源园区降水量敏感性多在  $0.1\text{g m}^{-2} \text{mm}^{-1}$  以上,表明该区域降水量每增加  $1\text{mm}$ ,草地 AGB 至少增长  $0.1\text{g/m}^2$ 。长江源园区的西北部,水热条件相对较差,覆盖草地类型多为稀疏草地,AGB 对温度和降水量变化的敏感性低于澜沧江和黄河园区。

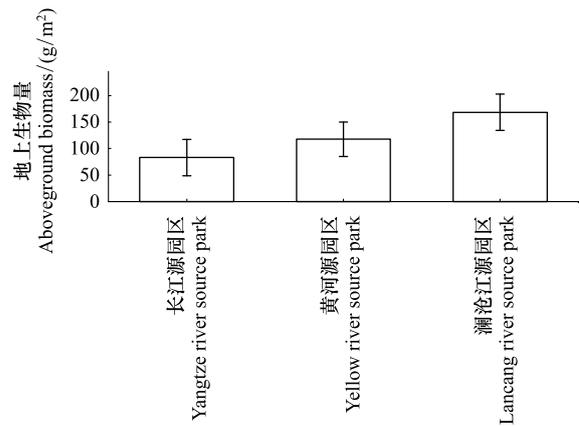


图 5 三江源三个园区的草地上生物量比较

Fig.5 The grassland AGB in the Three River Source National Park

## 3 讨论

### 3.1 三江源草地 AGB 模拟结果比较分析

本研究使用了四种不同的机器学习算法,得到了精度相近但又具有差异性的模拟结果。在此基础上通过 BMA 集成分析,联合了四个单一模型的模拟结果,获得了更稳健的区域 AGB 估算结果。在本研究中,2000—2018 年三江源草地 AGB 估计值为  $158.29\text{g/m}^2$ ,属于前人研究( $127.22\text{—}173.95\text{g/m}^2$ )的变化范围(表 3)。韩波等(2017)<sup>[25]</sup>基于 EVI 数据构建指数回归模型估算的该区域草地 AGB 多年均值为  $169.25\text{g/m}^2$ ,与本研究得到的结果最为接近。

### 3.2 三江源国家公园草地 AGB 时空动态分析

植被生产力对于三江源国家公园生态安全的保障具有重要意义。本研究中,三江源国家公园草地 AGB

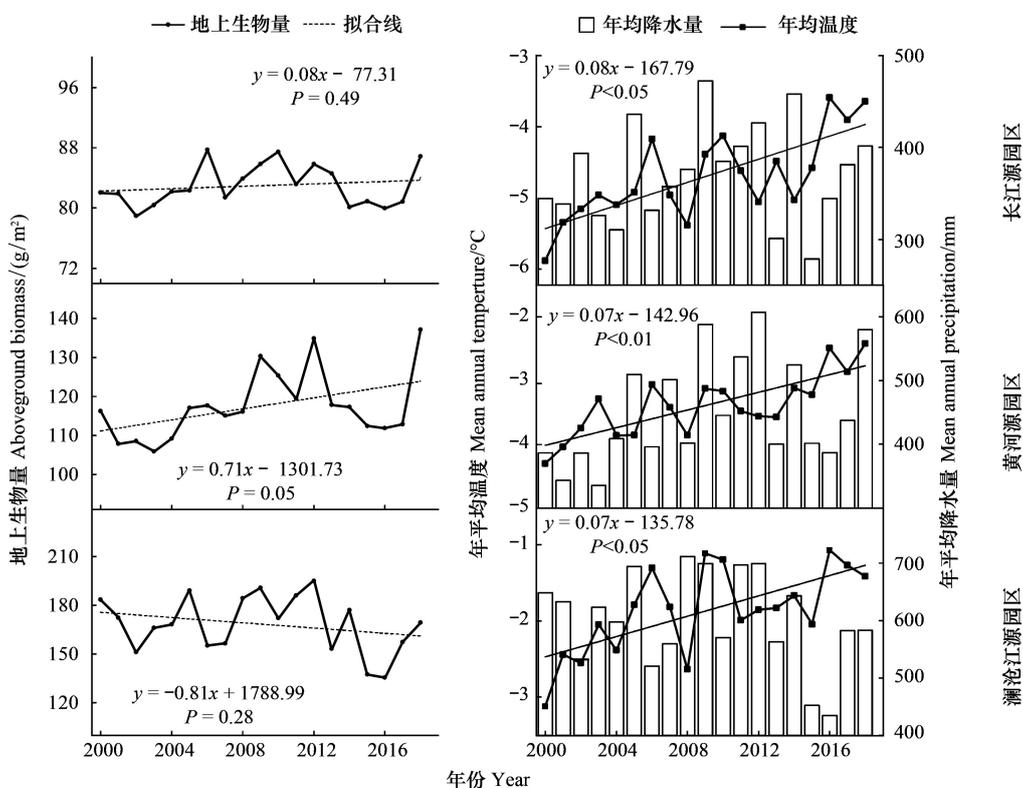


图 6 三江源国家公园草地 AGB 年际变化(长江源园区,黄河源园区,澜沧江源园区)

Fig.6 Inter-annual variation of the grassland AGB in the Three River Source National Park (Yangtze River source Park, Yellow River source Park and Lancang River source Park) from 2000—2018

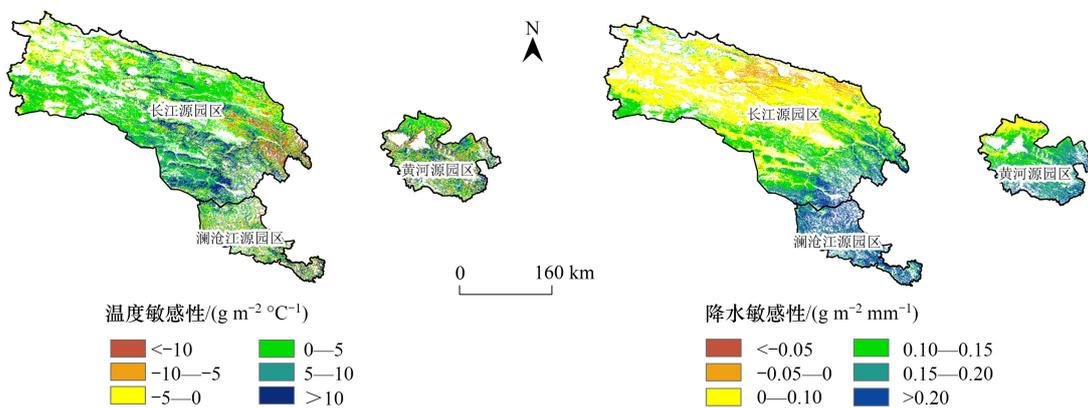


图 7 草地 AGB 年际变化对温度和降水的敏感性空间分布

Fig.7 The spatial distribution of the sensitivity of AGB interannual variability to MAT and MAP

AGB: 地上生物量 Aboveground biomass; MAT: 年平均温度 Mean annual temperature; MAP: 年平均降水量 Mean annual precipitation

整体呈现波动式上升趋势,表明该区域草地植被状况稳定、生产力有所提升。具体来看,黄河源园区草地 AGB 年际变化表现出较明显的上升趋势,长江源园区草地 AGB 上升速率较缓。通过 AGB 年际变化的敏感性分析(图 7)可以看出黄河与长江源园区草地 AGB 对温度变化敏感,温度上升对该区域草地生产力有明显的促进作用。区域气候变暖已被广泛报道为草地 AGB 增长的驱动因素<sup>[27, 28]</sup>。近 19 年间,黄河源园区和长江源园区的 MAT 均表现出显著的上升趋势(图 6)。气候变暖可能促进了该区域草地 AGB 的增长,通过增温使

得光合速率提高以及生长季的延长<sup>[29, 30]</sup>。温度的升高可能增加光合酶的活性,加速光合作用的生化反应。Piao 等<sup>[12]</sup>在年的研究表明,由于气温的升高,中国高寒草甸的生长期从 1982 年至 1999 年间每年延长约 0.9 d。生长期的延长和早春物候期的提前,会增加植被的固碳<sup>[31]</sup>。此外,由于该区域独特的地理位置和海拔高度,除了降水,冰川融水产生的地表径流也是该地区植被可利用水的重要来源<sup>[32]</sup>。温度的升高也可能通过增加山地冰川融水来促进青藏高原区域草原的生长。

表 3 三江源区域草地 AGB 估算结果比较

Table 3 Comparison of the estimated grassland AGB in the TRHR

地上生物量 AGB/(g/m <sup>2</sup> )	时间段 Period of time	方法 Methods	模型输入数据 Input variable	参考文献 Reference
158.29	2000—2018	多种机器学习+集成分析	GSE, GSN, MAT, MAP, 海拔, slope, longitude and latitude (250 m)	本研究
172.34	2001—2010	BP-ANN	MODIS NDVI (1000 m)	[23]
169.25	2005—2014	指数回归	MODIS EVI (1000 m)	[25]
127.22—173.95	2001—2016	BP-ANN	MODIS NDVI (500 m)	[26]

在澜沧江园区,近 19 年草地 AGB 的统计结果呈现为非显著性的下降趋势。这与王旭峰<sup>[33]</sup>基于 2000 年至 2018 年的 MODIS-NDVI 生长季均值(空间分辨率 250m)数据的统计结果基本一致,其年际变化的空间结果显示三江源国家公园区域 NDVI 整体呈现增长态势,但澜沧江源园区的局部区域有显著下降。从年际动态变化来看,2015 和 2016 年澜沧江区域 AGB 均值较低(图 6),导致时间段内的趋势分析呈现下降。与长江源和黄河园区的温度变化相似,近 19 年间澜沧江源园区 MAT 表现为显著的上升趋势。但在 2015 年和 2016 年,降水量明显偏少,MAP 均低于 500mm。同时,年际变异的敏感性分析显示,澜沧江源园区草地 AGB 年际变化对降水量敏感性较高,受降水量影响程度较另外两个园区大。水分条件可能是导致 2015 和 2016 年澜沧江草地 AGB 偏低的主要因素。

#### 4 结论

基于三江源区域草地 AGB 野外样本点数据,遥感 VI、气象、地形和地理位置数据,本研究采用四种机器学习算法(RF、Cubist、SVM 和 ANN)结合贝叶斯集成分析的方式,实现了高精度的三江源国家公园草地 AGB 空间估算。研究结果显示,三江源国家公园草地 AGB 空间分布表现为明显的自东南向西北递减的特征,主要是受到区域温度和降水量空间格局的影响;近 19 年间,三江源国家公园草地 AGB 整体呈现波动式上升趋势;在黄河和长江源园区,受到温度上升的影响草地 AGB 呈现非显著性的上升趋势;在澜沧江区域,由于 2015 年和 2016 年的年降水量偏低,年际动态统计结果表现为非显著性的下降趋势。AGB 空间模拟结果的定量分析对于更好的理解区域草地生产力和碳循环具有重要意义。

#### 参考文献(References):

- [1] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. (2018-01-17) [2020-06-03] [https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghwb/201801/t20180117\\_962245.html?code=&state=123](https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghwb/201801/t20180117_962245.html?code=&state=123).
- [2] 中华人民共和国中央人民政府. (2021-09-30) [2021-10-14]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/14/content\\_5642440.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2021-10/14/content_5642440.htm).
- [3] 王军邦,刘纪远,邵全琴,刘荣高,樊江文,陈卓奇. 基于遥感-过程耦合模型的 1988—2004 年青海三江源区净初级生产力模拟. 植物生态学报, 2009, 33(2): 254-269
- [4] Barrett B, Nitze I, Green S, Cawkwell F. Assessment of multi-temporal, multi-sensor radar and ancillary spatial data for grasslands monitoring in Ireland using machine learning approaches. Remote Sensing of Environment, 2014, 152: 109-124.
- [5] 徐斌,杨秀春,陶伟国,覃志豪,刘海启,缪建明. 中国草原产草量遥感监测. 生态学报, 2007, 27(2): 405-413.
- [6] 谢高地,鲁春霞,肖玉,郑度. 青藏高原高寒草地生态系统服务价值评估. 山地学报, 2003, 21(1): 50-55.
- [7] 樊江文,邵全琴,刘纪远,王军邦,陈卓奇,钟华平,徐新良,刘荣高. 1988-2005 年三江源草地产草量变化动态分析. 草地学报, 2010, 18(1): 5-10.
- [8] Yang X C, Xu B, Jin Y X, Li J Y, Zhu X H. On grass yield remote sensing estimation models of China's northern Farming-Pastoral Ecotone//Lee

- G, ed. *Advances in Computational Environment Science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012.
- [ 9 ] 杨淑霞, 冯琦胜, 孟宝平, 高金龙, 葛静, 梁天刚. 三江源地区高寒草地上生物量时空动态变化. *草业科学*, 2018, 35(5): 956-968.
- [ 10 ] 朴世龙, 方精云, 贺金生, 肖玉. 中国草地植被生物量及其空间分布格局. *植物生态学报*, 2004, 28(4): 491-498.
- [ 11 ] Luo T X, Li W H, Zhu H Z. Estimated biomass and productivity of natural vegetation on the Tibetan Plateau. *Ecological Applications*, 2002, 12(4): 980-997.
- [ 12 ] Piao S L, Fang J Y, Zhou L M, Tan K, Tao S. Changes in biomass carbon stocks in China's grasslands between 1982 and 1999. *Global Biogeochemical Cycles*, 2007, 21(2): GB2002.
- [ 13 ] Zeng N, Ren X L, He H L, Zhang L, Zhao D, Ge R, Li P, Niu Z E. Estimating grassland aboveground biomass on the Tibetan Plateau using a random forest algorithm. *Ecological Indicators*, 2019, 102: 479-487.
- [ 14 ] Ramoelo A, Cho M A, Mathieu R, Madonsela S, van de Kerchove R, Kasza Z, Wolff E. Monitoring grass nutrients and biomass as indicators of rangeland quality and quantity using random forest modelling and WorldView-2 data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 43: 43-54.
- [ 15 ] 王军邦, 赵焯岚, 叶辉, 张志军, 何洪林. 基于贝叶斯模型平均的蒸散遥感产品集成——以三江源国家公园为例. *应用生态学报*, 2021, 32(6): 2119-2128.
- [ 16 ] Ali I, Greifeneder F, Stamenkovic J, Neumann M, Notarnicola C. Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data. *Remote Sensing*, 2015, 7(12): 16398-16421.
- [ 17 ] Kovalchuk S V, Krikunov A V, Knyazkov K V, Boukhanovsky A V. Classification issues within ensemble-based simulation: application to surge floods forecasting. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2017, 31(5): 1183-1197.
- [ 18 ] Du P J, Xia J S, Zhang W, Tan K, Liu Y, Liu S C. Multiple classifier system for remote sensing image classification: a review. *Sensors*, 2012, 12(4): 4764-4792.
- [ 19 ] Jung M, Reichstein M, Margolis H A, Cescatti A, Richardson A D, Arain M A, Armeth A, Bernhofer C, Bonal D, Chen J Q, Gianelle D, Gobron N, Kiely G, Kutsch W, Lasslop G, Law B, Lindroth A, Merbold L, Montagnani L, Moors E J, Papale D, Sottocornola M, Vaccari F, Williams C. Global patterns of land-atmosphere fluxes of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2011, 116(G3): G00J07.
- [ 20 ] Yang Y H, Fang J Y, Ma W H, Guo D L, Mohammad A. Large-scale pattern of biomass partitioning across China's grasslands. *Global Ecology and Biogeography*, 2010, 19(2): 268-277.
- [ 21 ] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [ 22 ] Quinlan J R. Improved use of continuous attributes in C4.5. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1996, 4(1): 77-90.
- [ 23 ] 曾纳, 任小丽, 何洪林, 张黎, 李攀, 李志强, 张林波. 基于神经网络的三江源区草地上生物量估算. *环境科学研究*, 2017, 30(1): 59-66.
- [ 24 ] Duan Q Y, Ajami N K, Gao X G, Sorooshian S. Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in Water Resources*, 2007, 30(5): 1371-1386.
- [ 25 ] 韩波, 高艳妮, 郭杨, 张林波, 王德旺, 徐良骥, 杨波. 三江源区高寒草地上生物量遥感反演模型研究. *环境科学研究*, 2017, 30(1): 67-74.
- [ 26 ] Yang S X, Feng Q S, Liang T G, Liu B K, Zhang W J, Xie H J. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the three-river headwaters region. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 448-455.
- [ 27 ] Bai Y F, Han X G, Wu J G, Chen Z Z, Li L H. Ecosystem stability and compensatory effects in the Inner Mongolia grassland. *Nature*, 2004, 431(7005): 181-184.
- [ 28 ] Jobbágy E G, Sala O E. Controls of grass and shrub aboveground production in the Patagonian Steppe. *Ecological Applications*, 2000, 10(2): 541-549.
- [ 29 ] Piao S L, Fang J Y, Zhou L M, Guo Q H, Henderson M, Ji W, Li Y, Tao S. Interannual variations of monthly and seasonal normalized difference vegetation index (NDVI) in China from 1982 to 1999. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2003, 108(D14): 4401.
- [ 30 ] White M A, Running S W, Thornton P E. The impact of growing-season length variability on carbon assimilation and evapotranspiration over 88 years in the eastern US deciduous forest. *International Journal of Biometeorology*, 1999, 42(3): 139-145.
- [ 31 ] Piao S L, Ciais P, Friedlingstein P, Peylin P, Reichstein M, Luysaert S, Margolis H, Fang J Y, Barr A, Chen A P, Grelle A, Hollinger D Y, Laurila T, Lindroth A, Richardson A D, Vesala T. Net carbon dioxide losses of northern ecosystems in response to autumn warming. *Nature*, 2008, 451(7174): 49-52.
- [ 32 ] Piao S L, Ciais P, Huang Y, Shen Z H, Peng S S, Li J S, Zhou L P, Liu H Y, Ma Y C, Ding Y H, Friedlingstein P, Liu C Z, Tan K, Yu Y Q, Zhang T Y, Fang J Y. The impacts of climate change on water resources and agriculture in China. *Nature*, 2010, 467(7311): 43-51.
- [ 33 ] 王旭峰. 三江源国家公园生长季平均 NDVI 变化趋势(2000-2018). 国家青藏高原科学数据中心, 2019, doi: 10.11888/Ecolo.tpdc.270479. CSTR: 18406.11.Ecolo.tpdc.270479. <http://data.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/58fb3c19-6dd8-4825-82b2-92ce9787f26d/>.