DOI: 10.20103/j.stxb.202409242323
何永基,赵泉华,贾淑涵,李玉.呼伦贝尔草原长时序生物量反演及时空变化特征分析.生态学报,2025,45(15): - .
He Y J, Zhao Q H, Jia S h, Li Y.Inversion of long time series biomass in Hulunbuir Grassland and analysis of spatiotemporal variation characteristics.Acta Ecologica Sinica,2025,45(15): - .

呼伦贝尔草原长时序生物量反演及时空变化特征分析

何永基,赵泉华*,贾淑涵,李 玉
辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,阜新 123000

摘要:草地地上生物量(Aboveground Biomass, AGB)是衡量草地生态系统功能和质量的核心指标。然而,在呼伦贝尔草原长时序、大尺度的 AGB 反演中,由于部分年份样本点稀少甚至缺失,年际反演模型的精度难以保证,影响了对草原生态系统动态变化的准确评估。为解决这一关键问题,本文提出了一种基于精度分配权重的年际优化反演模型,旨在提高 AGB 反演精度,并通过模型结果分析呼伦贝尔草地 AGB 的时空变化特征。首先,以 2003 年、2004 年、2009 年和 2010 年的 Landsat-5 的 Level-2 数据为数据源,计算得到植被指数;以遥感影像时间为基准提取气象数据,结合野外样地实测草地 AGB 数据进行相关性分析,提取相关性最高的植被指数、气温和降水数据,利用偏最小二乘(Partial Least Squares Regression, PLSR)算法构建得出三年的草地 AGB 反演模型;然后对三年草地 AGB 反演模型采用简单平均法、加权平均线性法和精度分配权重法进行评估,结果表明精度分配权重模型为最优模型;再利用实测 AGB 对最优模型进行对比分析评估模型精度;最后,利用得到的最优模型对呼伦贝尔草地 AGB 进行长时序生物量反演并分析草地 AGB 时空变化特征。结果表明:(1)植被指数 NDPI、气温和降水数据与草地 AGB 之间的相关性较高,分别为 0.67、0.26 和 0.29;(2)三种模型中,精度分配权重回归模型拟合效果最好(R^2 为 0.67),对比分析的精度也优于其余两种模型;(3)草地 AGB 空间分布呈现由西向东逐渐增多的趋势,且该趋势在大多数年份中保持一致,尤其在 1996 年、2013 年和 2018 年表现最为明显。然而,在 1997 年和 2007 年,该趋势的变化幅度较小或出现一定的波动,表现出不同的空间分布特征;时间分布上,除了 1997 年和 2007 年草地 AGB 的量较低(整体在 30kg/30m^{2}以下),2019 年草地 AGB 的量较高(整体在 65kg/30m^{2}左右),其他年份的草地 AGB 总体较为稳定,波动范围在(45±10)kg/30m^{2}左右,未出现明显的波动。综上,以精度分配权重模型能够解决在反演草地 AGB 过程中存在部分年份样本点稀少甚至缺失的问题,研究结果为准确估算呼伦贝尔草原长时序、大尺度草地 AGB、碳储量等研究提供重要参考。

关键词:草地地上生物量;Landsat 影像;精度分配权重模型;长时序草原生物量反演

Inversion of long time series biomass in Hulunbuir Grassland and analysis of spatiotemporal variation characteristics

HE Yongji, ZHAO Quanhua*, JIA Shuhan, LI Yu
School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, *China*

Abstract: Aboveground Biomass (AGB) is a core indicator for assessing the functionality and quality of grassland ecosystems. However, in long-term, large-scale AGB inversion studies of the Hulunbuir Grassland, the precision of interannual inversion models is often compromised due to sparse or missing sample points in certain years, which hinders the accurate evaluation of dynamic changes in the grassland ecosystem. To address this critical issue, this paper proposes an interannual optimization inversion model based on precision-weighted allocation, aiming to improve AGB inversion accuracy and analyze the spatiotemporal variation characteristics of AGB in Hulunbuir Grassland through model results. Firstly, the vegetation index was calculated using Landsat-5 Level-2 data from 2003, 2004, 2009, and 2010 as the data source.

基金项目:辽宁省自然科学基金计划(2024-BS-254);辽宁省教育厅基本科研项目(LJKZZ20220048)
收稿日期:2024-09-24; **网络出版日期**:2025-00-00
* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: zhaoquanhua@lntu.edu.cn

Meteorological data were extracted based on remote sensing image timestamps, and a correlation analysis was conducted with field-measured grassland AGB data. The vegetation indices, temperature, and precipitation data with the highest correlation were selected. The Partial Least Squares Regression (PLSR) algorithm was used to build AGB inversion models for three years. Next, the three-year AGB inversion models were evaluated using simple averaging, weighted averaging linear, and precision-weighted allocation methods. The results indicated that the precision-weighted allocation model was the optimal model. A comparison with field-measured AGB data was conducted to evaluate the model's accuracy. Finally, the optimal model was used for the long-term AGB inversion of Hulunbuir Grassland, and the spatiotemporal variation characteristics of grassland AGB were analyzed. The results showed that: (1) The vegetation index NDPI, temperature, and precipitation data exhibited high correlations with grassland AGB, with correlation coefficients of 0.67, 0.26, and 0.29, respectively. (2) Among the three models, the precision-weighted allocation regression model provided the best fit ($R^2 = 0.67$), and its accuracy was superior to the other two models in the comparison analysis. (3) The spatial distribution of grassland AGB showed an increasing trend from west to east, which remained consistent in most years, particularly in 1996, 2013, and 2018. However, in 1997 and 2007, the trend showed minimal variation or fluctuations, exhibiting different spatial distribution characteristics. Temporally, except for 1997 and 2007, when the AGB was relatively low (generally below 30 kg/30 m^2), and 2019, when the AGB was relatively high (around 65 kg/30 m^2), the AGB in other years remained relatively stable, with fluctuations within a range of approximately (45±10) kg/30 m^2, without significant deviations. In conclusion, the precision-weighted allocation model successfully addresses the issue of sparse or missing sample points in some years during the inversion of grassland AGB. The findings provide important reference data for accurately estimating long-term, large-scale grassland AGB, carbon storage, and related studies in the Hulunbuir Grassland.

Key Words: aboveground biomass; Landsat image; precision distribution weight model; long time series grassland biomass inversion

草原是全球面积最大的陆上土地资源,是陆地生态系统的重要组成部分,在全球气候调节,水土保持等方面具有重要作用,具有重要的生态价值与经济价值[1]。然而,由于过度放牧、土地退化和气候变化等原因,导致草原生态系统逐渐恶化,进一步加重了草原生态系统的不稳定性[2]。为此只有通过科学的生态保护和恢复措施,才能恢复草原的生态功能,确保草原在全球生态系统中的稳定性和可持续性[3]。

草地地上生物量(Aboveground Biomass, AGB)是草地资源可持续利用和草场载畜能力的重要指标,快速准确估算草原地上生物量是草地生态系统研究中的热点问题[4]。呼伦贝尔草原地处大兴安岭以西,是中国北方的重要的生态安全屏障,而且它拥有丰富的动植物种类,是生物多样性的重要组成部分[5]。因此,对呼伦贝尔草原草地 AGB 进行时空变化分析有利于促进畜牧业,草原经济的发展,对于草原生态系统管理和碳循环亦至关重要。

传统的草地 AGB 调查一般是采用齐地刈割的方式,直接获取研究区草地 AGB 实测数据,准确率高但是需要耗费大量的人力物力且效率有限[6]。遥感监测是估算长时间序列以及大面积草地 AGB 的有效方法。早期的草地 AGB 遥感监测多采用通过植被指数与草地 AGB 之间的统计关系反演,进而得到研究区草地 AGB 分布图。常用的植被指数主要有归一化植被指数[7](Normalized different vegetation index, NDVI),调整型土壤调节植被指数[8](Modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)以及增强型植被指数[9](Enhanced vegetation index, EVI)等。但仅采用单一植被指数构建草地 AGB 反演模型可能会影响结果的准确性,例如 NDVI 除了受到气溶胶的散射和水蒸气、臭氧等气体的吸收外,还容易受到土壤背景值的影响,特别是在植被稀疏的地方[10],土壤背景的影响会导致部分植被信息丢失的现象[11]。此外,气象因素,比如气温、降水等因素对草地 AGB 的变化也有较大的影响[12]。Yebra 等[13]利用 Landsat 数据的反射率,通过 PROSAILH 模型反演叶面积指数和干物质含量,估算的草地 AGB 精度优于使用指数回归或人工神经网络方法的结果;张亦然等[14]将高

光谱遥感技术与 XGBoost 算法相结合,得到结果与多元线性回归(Multivariable linear regression, MLR)和随机森林建立的模型进行对比,可知基于 XGBoost 算法构建的模型效果最佳。

尽管遥感技术为草地 AGB 监测提供了新的视角和可能性,但是在实际应用中仍面临着一系列的问题和挑战[15]。首先,不同的植被指数对草地 AGB 的敏感度不同,如何选择合适的植被指数反演草地 AGB 至关重要[16]。张振西等[17]通过采用多种植被指数反演天峻县高寒草地地上生物量,得出比值植被指数[18](Ratio vegetation Index, RVI)适用于监测天峻县高寒草地地上生物量,于惠等[19]借助 Google Earth Engine (GEE)平台和数理统计方法评价了 9 种植被指数对高寒草原草地 AGB 的估算精度,发现归一化物候指数[20](Normalized difference phenology index, NDPI)与草地 AGB 的精度最高,R^2为 0.72,精度最低的为 EVI,R^2为 0.37,由此可见,对于同样的草原类型,不同的植被指数对于草原的敏感性也不尽相同;其次,在反演面积较大的草原时,多采用 MODIS 影像作为数据源进行反演研究[21],但是由于 MODIS 数据的空间分辨率较低,难以满足草地 AGB 精细监测的需求,因此,如何选择合适的数据源来反演大尺度草地 AGB,成为当前亟待解决的问题;然后,在草地 AGB 反演中,研究通常通过建立植被指数与 AGB 之间的经验模型[22]或使用机器学习算法将植被指数作为自变量、AGB 作为因变量进行分析[23]。然而,这些方法往往忽略了诸如气象条件、地形坡度等其他关键因素对草地 AGB 的影响,从而限制了模型的准确性和适用性;最后,在草地 AGB 反演过程中,通常依赖地面实测数据来建立反演模型。然而,获取实测数据往往需要大量人力物力,导致实测样本点稀少,甚至在某些年份只有少量样本点或完全缺乏样本点。这种情况下,如何利用已有的 AGB 反演模型来准确估算这些样本点稀少或无样本点年份的 AGB,成为一项重大的挑战。

为此,为了解决目前草地 AGB 反演过程中存在的部分年份样本点稀少甚至缺失的问题导致无法对草地 AGB 进行长时序反演,本研究提出一种基于精度分配权重的年际优化反演模型用以反演呼伦贝尔草原三十年间草地 AGB 的量的变化情况,通过构建基于气象和遥感因子的年际优化模型,实现呼伦贝尔草原长时序、大尺度的草地 AGB 分布制图,并从时间、空间两方面对其进行特征分析,为准确估算呼伦贝尔草原草地 AGB 提供重要依据。

1　数据与方法

1.1　研究内容与技术路线

对下载的多年 Landsat-5 的 Level-2 遥感影像进行预处理,然后波段运算后得到光谱特征变量;将样本数据进行剔除异常值后得到用于建模的草地 AGB 数据;将气象数据处理后得到研究区气温、降水数据;然后,将光谱特征变量、气温、降水数据与草地 AGB 进行相关性分析后,选择相关性较高的因子通过 PLSR 算法构建得到 2003—2004 年、2009 年和 2010 年草地 AGB 反演模型;接着对每一年草地 AGB 反演模型采用多种加权平均分配方法得到简单平均模型、加权平均线性模型和精度分配权重模型,并对比分析选择最优年际优化模型;最后利用该优化模型对呼伦贝尔草原进行草地 AGB 长时序反演,并对其进行时空变化分析(图 1)。

1.2　研究区概况

研究区位于内蒙古自治区东北部、呼伦贝尔市境内的大兴安岭西侧(47°20′—50°51′N, 115°31′—121°35′E),总面积为 76277km^2。由于其纬度偏高以及紧靠大兴安岭山脉,阻碍了来自太平洋的东南季风和来自西伯利亚的寒流,因此形成了其独特的气候:春季干燥风大,夏季温凉短促,秋季气温骤降,冬季寒冷漫长[24]。呼伦贝尔草原地区冬季长达半年,平均气温在零下 30℃左右,春、夏、秋三季短暂,气候温和,年平均气温在 0℃左右,无霜期 85—155d,全年日照丰富。研究区内共设置了 271 个样方点(图 2)。

1.3　数据来源及预处理

本文使用的数据有草地 AGB 实测数据、Landsat-5 的 Level-2 遥感影像数据、土地利用分类数据以及气象数据。

(1)草地 AGB 实测数据来源于四川轻工业大学公布数据及科学论文[25]。从样方数据中提取呼伦贝尔草

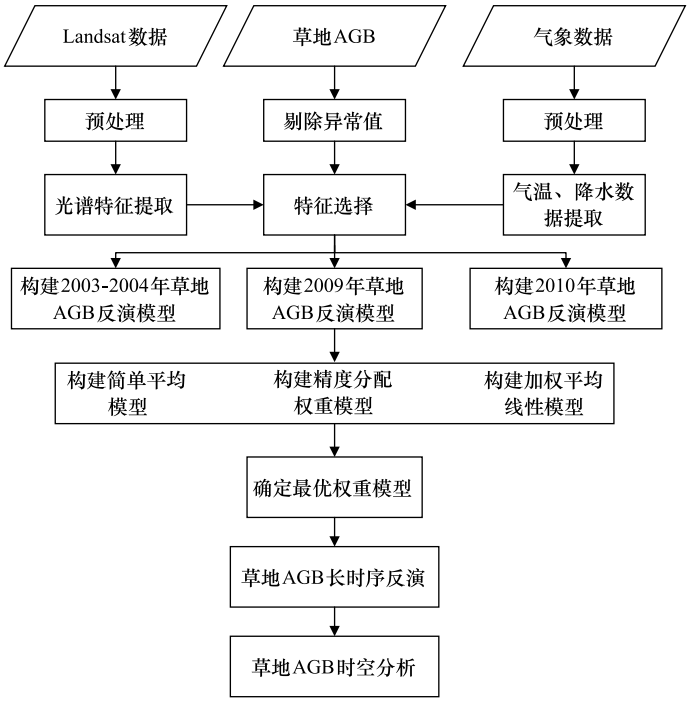

图 1 基于 Landsat 数据的长时序草地 AGB 反演流程图

Fig.1 Long time series grassland AGB inversion flow chart based on Landsat data

AGB:草地地上生物量

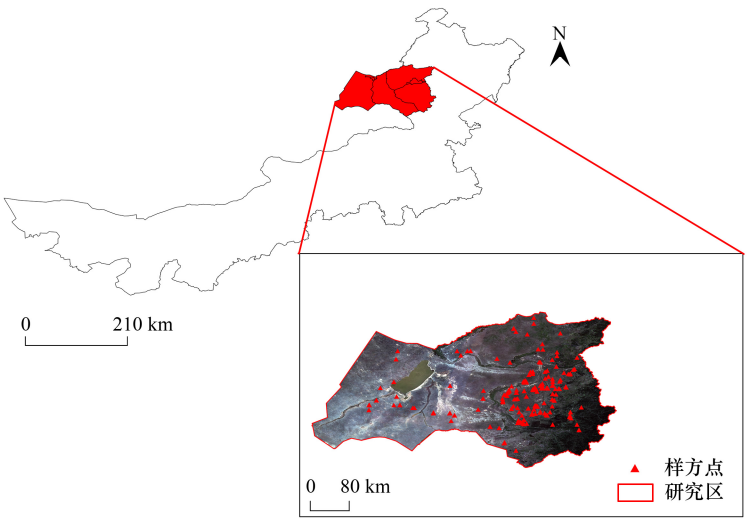

图 2 研究区 RGB 合成图及样方点分布图

Fig.2 Study area RGB composite map and quadrat distribution map

原实测草地 AGB 数据,选择采样时间为 2003 年、2004 年、2005 年、2009 年以及 2010 年。对每年数据剔除异常值后,取合计 271 个样方数据进行模型构建(表 1)。其中,因为 2003 和 2004 年数据较少,故将两年合并为一年,记 2003—2004 年,样方大小为 1m×1m。

(2)Landsat-5 的 Level-2 遥感影像数据来源于 GEE 平台,完全覆盖整个研究区。本研究中,Landsat-5 的 Level-2 数据使用其中的 1-5、7 波段,空间分辨率为 30m。数据获取时间与草生长季相一致,在 GEE 中对影像进行云掩膜操作后,把影像分块导出下载,最后在 ENVI 中进行无缝镶嵌等操作。

表 1　呼伦贝尔草原草地 AGB 样方数据汇总

Table 1　Summary of AGB quadrat data in Hulunbuir grassland

日期 Date	样方数量 Quadrat quantity	数值范围 Numerical range/(g/m^2)	日期 Date	样方数量 Quadrat quantity	数值范围 Numerical range/(g/m^2)
2003—2004 年	41	19.00—93.40	2009 年	74	5.81—93.07
2005 年	28	11.88—106.47	2010 年	128	6.00—126.00

AGB:草地地上生物量 Aboveground biomass

(3)土地利用分类数据来源于武汉大学的研究团队发布的数据集,即《30m annual land cover and its dynamics in China from 1990 to 2019》[26],在 GEE 平台上制作了第一个源自 Landsat 数据的年度中国土地覆盖数据集(CLCD),包括农田、森林、灌木、草原、水体以及湿地等地物。为方便研究,本文将森林和灌木合称为林地,冰、贫瘠地、硬化地面以及湿地合称为其他,本文主要研究呼伦贝尔草原草地 AGB,因此只提取研究区草原区域(图 3)。

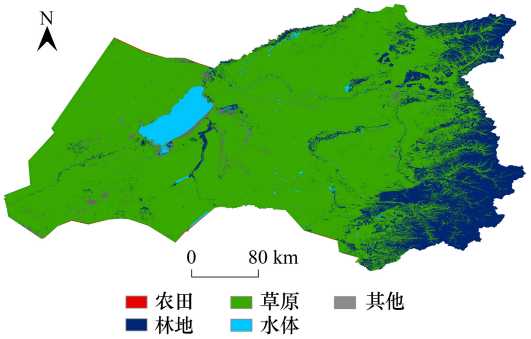

图 3　土地利用分类图

Fig.3　Land use classification map

(4)本文使用的气象数据(降水和气温数据)来源于美国国家海洋和大气管理局(NOAA)下设的国家环境信息中心(NCEI)。气温数据为摄氏度单位,降水数据为毫米单位。根据研究区的地理位置选择能覆盖研究区的气象站点(表 2)。根据遥感影像采集时间获取平均降水与平均气温数据。

表 2　研究区气象站点数据

Table 2　Meteorological station data of the study area

名称 Name	纬度 Latitude(N)	经度 Longitude(E)	高程 Elevation/m	名称 Name	纬度 Latitude(N)	经度 Longitude(E)	高程 Elevation/m
海拉尔区	49.25°	119.70°	650	哈拉哈	47.62°	118.62°	688
新巴尔虎右旗	48.68°	116.82	556.7	马塔德	47.16°	115.63°	907
普里阿尔贡斯克	50.33°	119.07°	521.1	阿尔山	47.16°	119.93°	997
卡伊拉斯图伊	49.83°	118.38°	550				

1.4　研究方法

1.4.1　年际草地 AGB 反演模型优化

在进行草地 AGB 反演时,期望通过一个模型能够反演长时间草地 AGB 的分布情况,但是根据单一年份数据建立的草地 AGB 反演模型验证本年数据有较高精度,推广到未知年份精度是否合理就不得而知。由于实测 AGB 样本有限,无法覆盖每一年的情况。因此,如何充分利用已有实测 AGB 数据,建立更精确的草地 AGB 反演模型用于反演长时序 AGB 情况就是本文需要解决的问题。首先提取 Landsat-5 的 Level-2 遥感影像光谱特征和气象数据,与草地 AGB 进行相关性分析后选择敏感特征因子作为模型构建因子,之后通过 PLSR 算法构建单一年份模型,再根据简单平均模型、加权平均线性模型和精度分配权重模型进行年际反演模型优化,对比三种年际反演模型进行交叉验证后得到年际最优草地 AGB 反演模型。

1.4.2　特征提取与选择

在进行草地 AGB 反演过程中,需要提取各类遥感特征参数,探究其与草地 AGB 之间的相关性。Landsat 数据包括蓝波段(BLUE)、绿波段(GREEN)、红波段(RED)、近红外波段(NIR)、短波红外 1 波段(SWIR1)和

短波红外 2 波段(SWIR2),通过利用波段反射率数据计算各类植被指数(表 3)。

将参与建模的样方数据随机分为建模数据和验证数据,其中,建模数据为 180 个样方,验证数据为 91 个样方。然后,在建模数据中,将提取的 18 个光谱特征和 2 个气象数据特征与草地 AGB 进行 Pearson 相关性分析。特征变量与草地 AGB 之间的 Pearson 相关系数矩阵图中,颜色越红表示两者之间相关性越高,越蓝表示两者之间具有较强的负相关性(图 4)。相关性最高的植被指数为 NDPI,相关性为 0.67,由于多个植被指数与 NDPI 相关性均在 0.9 以上,具有极强的共线性,因此,植被指数仅选择 NDPI 作为模型构建因子。气温、降水数据与草地 AGB 相关性显著,分别为-0.26 和 0.29。因此,植被指数选择 NDPI,气象数据选择气温、降水数据作为构建模型的因子。

表 3 遥感变量

Table 3 Remote sensing variable

变量名称 Variable name	全称 Full name	缩写 Abbreviation	计算公式及说明 Calculation formula and description
反射率	Reflectance	—	BLUE、GREEN、RED、NIR、SWIR1、SWIR2
归一化植被指数	Normalized different vegetation index	NDVI	$\frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)}$
增强型植被指数	Enhanced vegetation index	EVI	$2.5\times\left[\frac{(NIR-RED)}{(NIR+6\times RED-7.5\times BLUE+1)}\right]$
调整型土壤调节植被指数	Modified soil adjusted vegetation index	MSAVI	$0.5\times\left[(2\times NIR+1)-\sqrt{(2\times NIR+1)^2-8(NIR-RED)}\right]$
比值植被指数	Ratio vegetation Index	RVI	$\frac{NIR}{RED}$
归一化差异物候指数	Normalized difference phenology index	NDPI	$\frac{NIR-(0.74\times RED+0.26\times SWIR)}{NIR+(0.74\times RED+0.26\times SWIR)}$
优化型土壤调节植被指数[27]	Optimized soil adjustment vegetation index	OSAVI	$\frac{[1.16\times(NIR-RED)]}{(NIR+RED+0.16)}$
垂直植被指数[28]	Perpendicular vegetation index	PVI	$\sin45°\times NIR-\cos45°\times RED$
差值植被指数[28]	Difference vegetation index	DVI	NIR-RED
再归一化差植被指数[29]	Renormalized difference vegetation index	RDVI	$\frac{(NIR-RED)}{\sqrt{(NIR+RED)}}$
土壤调节植被指数[30]	Soil adjusted vegetation index	SAVI	$\frac{[1.5\times(NIR-RED)]}{(NIR+RED+0.5)}$
增强植被指数-2[31]	Enhanced vegetation index-2	EVI2	$2.5\times\frac{(NIR-RED)}{(NIR+2.4\times RED+1)}$
红外植被指数[32]	Infrared percentage vegetation index	IPVI	$\frac{NIR}{(NIR+RED)}$

1.4.3 三年模型建立与对比分析

对草地 AGB 构建经验模型时,一般采用对遥感影像进行处理得到植被指数后,与草地 AGB 建立线性或者指数模型,此时就涉及到了采样数据与遥感影像空间分辨率不符的情况,研究多采用将样方大小与遥感影像空间分辨率相一致,在样方内均匀采样[33]。本研究采用另一种草地 AGB 上升尺度算法[34]:由于采样数据样方大小为 1m×1m,而 Landsat-5 的 Level-2 数据空间分辨率为 30m×30m,所以将 1m×1m 草地 AGB 数据上升尺度为 30m×30m 草地 AGB,公式如下:

$$A_{30m\times30m}=900\times A_{1m\times1m}$$

式中,$A_{30m\times30m}$为 30m×30m 草地 AGB 数据,$A_{1m\times1m}$为野外实测样方 1m×1m 草地 AGB 数据。

PLSR 算法[35]是集主成分分析、典型相关性分析和多元线性回归分析于一体的多元线性统计分析方法。假设一组自变量 $C=(c_1, c_2, c_3, \cdots, c_m)$和因变量 $Y=(b_1, b_2, b_3, \cdots, b_n)$,PLSR 首先分别提取自变量第一主

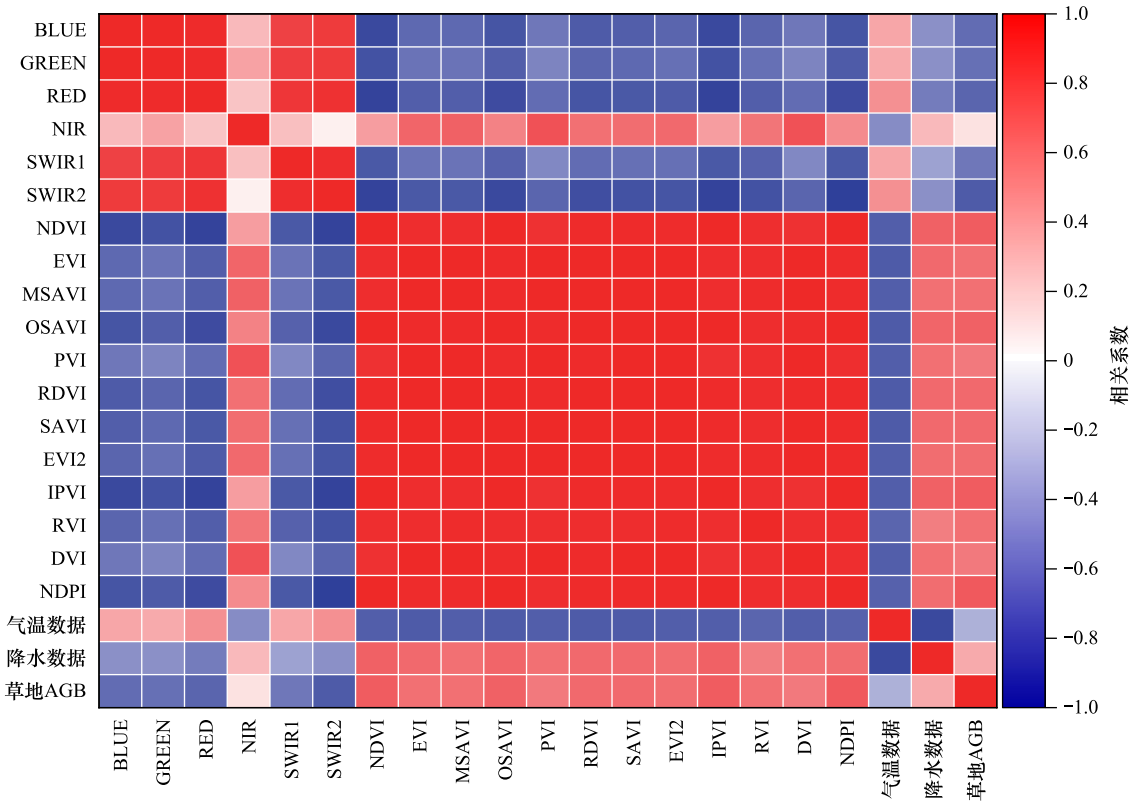

图 4　特征变量与草地 AGB 的 Pearson 相关系数矩阵图

Fig.4　Pearson correlation coefficient matrix between characteristic variables and grassland AGB

BLUE:蓝波段;GREEN:绿波段;RED:红波段;NIR:近红外波段;SWIR1:短波红外 1 波段;SWIR2:短波红外 2 波段;NDVI:归一化植被指数;EVI:增强型植被指数;MSAVI:调整型土壤植被指数;OSAVI:优化型土壤调节植被指数;PVI:垂直植被指数;RDVI:再归一化差植被指数;SAVI:土壤调节植被指数;EVI2:增强植被指数-2;IPVI:红外植被指数;RVI:比值植被指数;DVI:差值植被指数;NDPI:归一化差异物候指数

成分 t_1 和因变量第一主成分 u_1,使自变量和因变量主成分满足条件方差 $D(t_1)$、$D(u_1)$ 趋于最大;接着将提取的成分进行线性回归,得到残差矩阵,判断是否满足精度要求,若满足要求,则算法停止,否则,利用残差矩阵提取下一个主成分,不断迭代直到满足精度要求;最后将提取得到的 h 个主成分(t_1, t_2, t_3, …, t_h)($h<m$)进行线性回归,构建每个因变量(b_1, b_2, b_3, …, b_n)对(t_1, t_2, t_3, …, t_h)的回归方程,因此最终能够表达成因变量关于原始自变量 $C=(c_1, c_2, c_3, \cdots, c_m)$ 的唯一回归方程。以 R^2 和 RMSE 进行精度评价,R^2 是对预测模型拟合优度的度量,表示实测值和预测值的平方与总平方之比。R^2 的取值范围为 0—1,越接近 1 表示拟合程度越好。RMSE 是实测值与预测值之间的误差平方根的均值,表示样本的离散程度,RMSE 越小,表示模型预测能力越强。在本研究中,通过 PLSR 算法,以 2003—2004 年为一年、2009 年为一年和 2010 年为一年建立草地 AGB 反演模型,根据筛选得到的光谱特征 NDPI 和气温、降水数据作为每一年构建模型的因子,得到 MLR 模型(表 4)。

表 4　各年草地 AGB 反演模型

Table 4　AGB inversion model of grassland by year

日期 Date	草地 AGB 反演模型 AGB Inversion model of grassland	日期 Date	草地 AGB 反演模型 AGB Inversion model of grassland
2003—2004 年	$y_1=-189.5516+64.4752x_{1a}+9.4328x_{2a}+17.7350x_{3a}$	2010 年	$y_3=55.7756+158.7740x_{1c}-2.3809x_{2c}-1.4725x_{3c}$
2009 年	$y_2=-37.8208+99.4192x_{1b}+1.9294x_{2b}+4.4746x_{3b}$		

式中,y_1、y_2、y_3 分别表示 2003—2004 年、2009 年、2010 年草地 AGB;x_{1a}、x_{2a}、x_{3a} 分别表示 2003—2004 年 NDPI、气温数据和降水数据;x_{1b}、x_{2b}、x_{3b} 分别表示 2009 年 NDPI、气温数据和降水数据;x_{1c}、x_{2c}、x_{3c} 分别表示 2010 年 NDPI、气温数据和降水数据

根据每一年数据建立同一年模型,上述三个模型结果精度其 R^2 都较高(R^2 建模精度最高为 0.71,R^2 测试精度最高为 0.65),RMSE 都较低(RMSE 建模精度和测试精度中最低为 2009 年模型的 9.88 和 10.93),表明对于模型建立年度草地 AGB 反演有一定的适用性,但不确定是否对其他年份同样具有适用性(表 5)。因此,根据得到的每年模型对其余年份以及未参与建模的 2005 年数据进行对比分析结果发现,2010 年模型反演 2003—2004 年数据适用性较差,R^2 仅为 0.38,RMSE 为 23.35,其次是 2009 年的 R^2 为 0.48,RMSE 为 11.96;2003—2004 年、2010 年模型反演 2009 年数据相对较好,R^2 为 0.59,但是 RMSE 较高,分别为 12.42 和 33.64;2003—2004 年、2009 年模型反演 2010 年数据 R^2 较稳定,为 0.52,但 2003—2004 年的 RMSE 偏高,为 23.90(表 6),之后再将三年模型反演 2005 年未参与建模数据中,能够发现,三年模型的测试精度 R^2 较稳定,均在 0.54 和 0.56 之间,三年 R^2 相差不大,RMSE 则 2009 年模型较高,为 21.64,其次为 2010 年的 17.83,最低的是 2003—2004 年的 16.98。由以上分析可知,本年模型反演本年数据能取得良好的结果,但是将其反演其余建模年份则结果不理想,R^2 和 RMSE 的精度较差;将三年模型反演未参与建模数据,能够发现三者 R^2 均相差不大,RMSE 除 2009 年的为 21.64 外,其余两年也仅相差 0.85,说明三年模型反演未建模数据能取得较为稳定的结果,但是精度不高。

表 5 各年模型估测精度

Table 5 Accuracy of model estimates by year

日期 Date	建模精度 Modeling accuracy		测试精度 Test accuracy	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2003—2004 年	0.69	10.42	0.60	10.94
2009 年	0.60	9.88	0.58	10.93
2010 年	0.71	13.34	0.65	13.40

R^2:决定系数 R-Square;RMSE:均方根误差 Root Mean Squard Error

表 6 对比分析结果

Table 6 Comparison and analysis result

日期 Date	2003—2004 年		2009 年		2010 年		2005 年	
	测试精度 Test accuracy		测试精度 Test accuracy		测试精度 Test accuracy		测试精度 Test accuracy	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2003—2004 年	0.60	10.94	0.59	12.42	0.52	23.90	0.54	16.98
2009 年	0.48	11.96	0.58	10.93	0.52	13.40	0.56	21.64
2010 年	0.38	23.35	0.59	33.64	0.65	13.40	0.54	17.83

其中,左侧日期一栏表示本年模型对其他年份数据的适用性

1.4.4 权重分配模型建立及比较

根据每一年的数据情况建立对应的草地 AGB 反演模型一般只适用于本年的数据,并不确定是否适用于其他年份 AGB 的反演。本文在具有实测样本的 2003—2004 年、2009 年以及 2010 年所建模型的基础上,采用简单平均法、线性平均加权法以及精度分配权重法分别进行年际模型优化,并通过交叉验证后确定最优年际优化模型。

首先,采用简单平均法,对每个模型前系数求平均后得到模型(表 4):

$$y_m = -56.8656 + 107.5561x_{1d} + 2.9938x_{2d} + 6.9124x_{3d}$$

式中,y_m 表示三个模型采用简单平均法得到的草地 AGB,x_{1d}、x_{2d}、x_{3d} 分别表示三个模型采用简单平均法得到的 NDPI、气温和降水数据。

其次,根据加权平均线性法,即根据每类中每个系数所占各类总系数比重不同,按照比重分配各自权重(表 7)。

表 7　加权平均系数分配比重表

Table 7　Weighted average coefficient distribution gravity table

日期 Date	系数 Coefficient	绝对值之和 Sum of absolute values	所占比重 Specific gravity	系数×所占比重 Coefficient×Proportion	最终结果 End result
2003—2004 年	-189.5516	284.148	0.67	-126.9996	-120.5612
2009 年	-37.8208		0.13	-4.9167	
2010 年	56.7756		0.20	11.3551	
2003—2004 年	64.4752	322.6684	0.20	12.8950	121.5143
2009 年	99.4192		0.31	30.8200	
2010 年	158.7740		0.49	77.7993	
2003—2004 年	9.4328	13.7431	0.69	6.5086	6.3739
2009 年	1.9294		0.14	0.2701	
2010 年	-2.3809		0.17	-0.4048	
2003—2004 年	17.7350	23.6821	0.75	13.3013	14.0631
2009 年	4.4746		0.19	0.8502	
2010 年	-1.4725		0.06	-0.0884	

根据表中数据能够得出线性平均加权模型为:

$$y_w = -120.5612 + 121.5143x_{1e} + 6.3739x_{2e} + 14.0631x_{3e}$$

式中,y_w为经过线性平均加权得出的总年份的草地 AGB;x_{1e}、x_{2e}、x_{3e}为经过线性平均加权回归得到的各年综合 NDPI、气温数据和降水数据。

精度分配权重法是通过直接使用模型的测试精度作为权重分配的依据,使得表现更好的模型对最终预测结果有更大的贡献,该方法可以自动适应不同模型的性能,减少了模型融合过程的主观性。通过采用模型的测试精度作为权重分配的依据,即使某些模型的权重较低,但是仍对最终模型有所贡献,有利于保持模型的多样性。根据各年份的测试精度分别确定各年份的精度比重(表 8)。

表 8　各年精度分配权重系数

Table 8 Weight coefficients are assigned to each year's accuracy

日期 Date	测试精度 Test accuracy (R^2)	测试精度总和 Test accuracy summation	测试精度比重 Specific weight of test accuracy
2003—2004 年	0.60		0.328
2009 年	0.58	1.83	0.317
2010 年	0.65		0.355

由此得出最终模型:

$$y_P = -54.0068 + 82.2166x_{1f} + 2.8604x_{2f} + 6.7128x_{3f}$$

式中,y_P为经过精度分配权重得出的总年份的草地 AGB,x_{1f}、x_{2f}、x_{3f}为经过精度分配权重得到的各年综合 NDPI、气温数据和降水数据。

采用简单平均法、加权平均线性回归法以及精度分配权重法对每一年验证数据进行验证对比(表 9),结果发现采用简单平均法和加权平均所得 R^2在各年较为接近,但加权平均所得 RMSE 相对较高;精度分配权重模型所得 R^2相对于简单平均法来说均有提升,RMSE 相对于加权平均法来说,除 2010 年较高外,其余年份均有明显降低或持平;采用精度分配权重法所得模型应用于未参与建模的 2005 年,结果也相对较好。R^2达到 0.57,RMSE 为 21.65。采用精度分配权重方法后,散点的分布更为紧密的集中在 1:1 的直线附近,表明精度分配权重法能够提高模型的拟合效果,草地 AGB 的预测值基本分布在拟合线两侧,模型拟合优于其他两个模型,表明该模型用于草地 AGB 估测效果更好(图 5)。因此,选择精度分配权重模型进行后续长时序草地 AGB 反演。

表 9 三种分配权重模型对比估测精度

Table 9 Compare the estimation accuracy of three distribution weight models

日期 Date	本年测试精度 Current year test accuracy		简单平均测试精度 Simple average test accuracy		加权平均测试精度 Weighted average test accuracy		精度分配测试精度 Precision assign test accuracy	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2003—2004 年	0.60	10.94	0.60	12.49	0.62	31.16	0.61	11.85
2009 年	0.58	10.93	0.59	14.17	0.62	30.57	0.61	10.82
2010 年	0.65	13.40	0.66	19.37	0.66	16.01	0.67	26.54
2005 年	—	0.56	15.90	0.57	20.22	0.57	21.65	

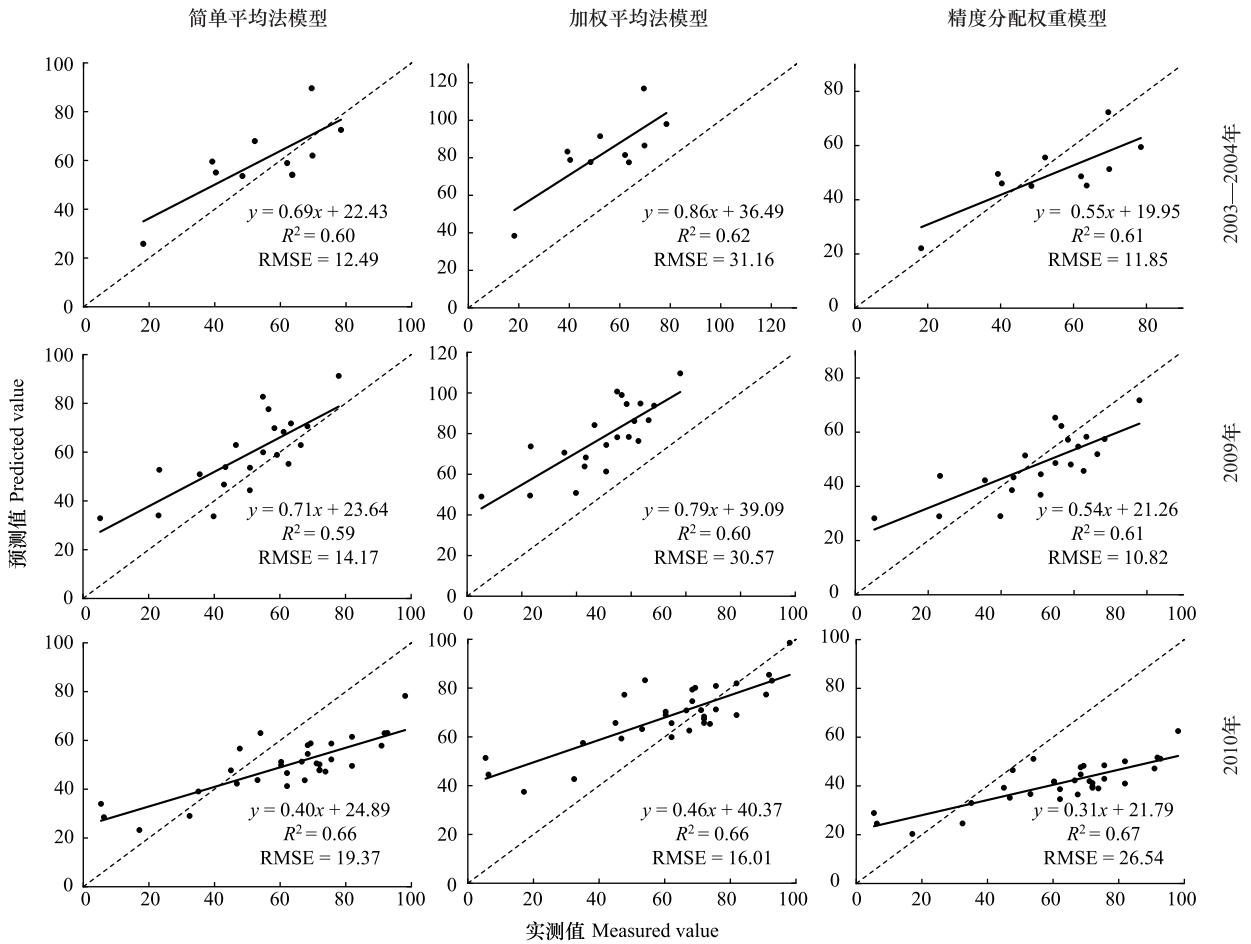

图 5 草地 AGB 回归模型拟合图

Fig.5 Grassland AGB regression model fitting diagram

2 结果与分析

2.1 时空变化特征分析

2.1.1 呼伦贝尔草原长时序草地 AGB 时空变化分析

为了更全面地了解呼伦贝尔草原近 30 年来草地 AGB 的变化情况,本文基于精度分配权重模型,反演了 1992—2022 年间呼伦贝尔草原草地 AGB 分布情况(2012 年由于 Landsat 5 和 Landsat 8 遥感影像的缺失,以及 Landsat 7 影像存在条带干扰问题,故略去)。研究中,首先依据土地利用分类结果剔除非植被类别,仅保留植被类别,得到了呼伦贝尔草原草地 AGB 的空间分布图(图 6、7)。由于 Landsat 遥感影像的时间分辨率不同,

1992—2011 年使用了 Landsat-5 的 Level-2 数据,2013—2022 年使用 Landsat-8 的 Level-2 数据。

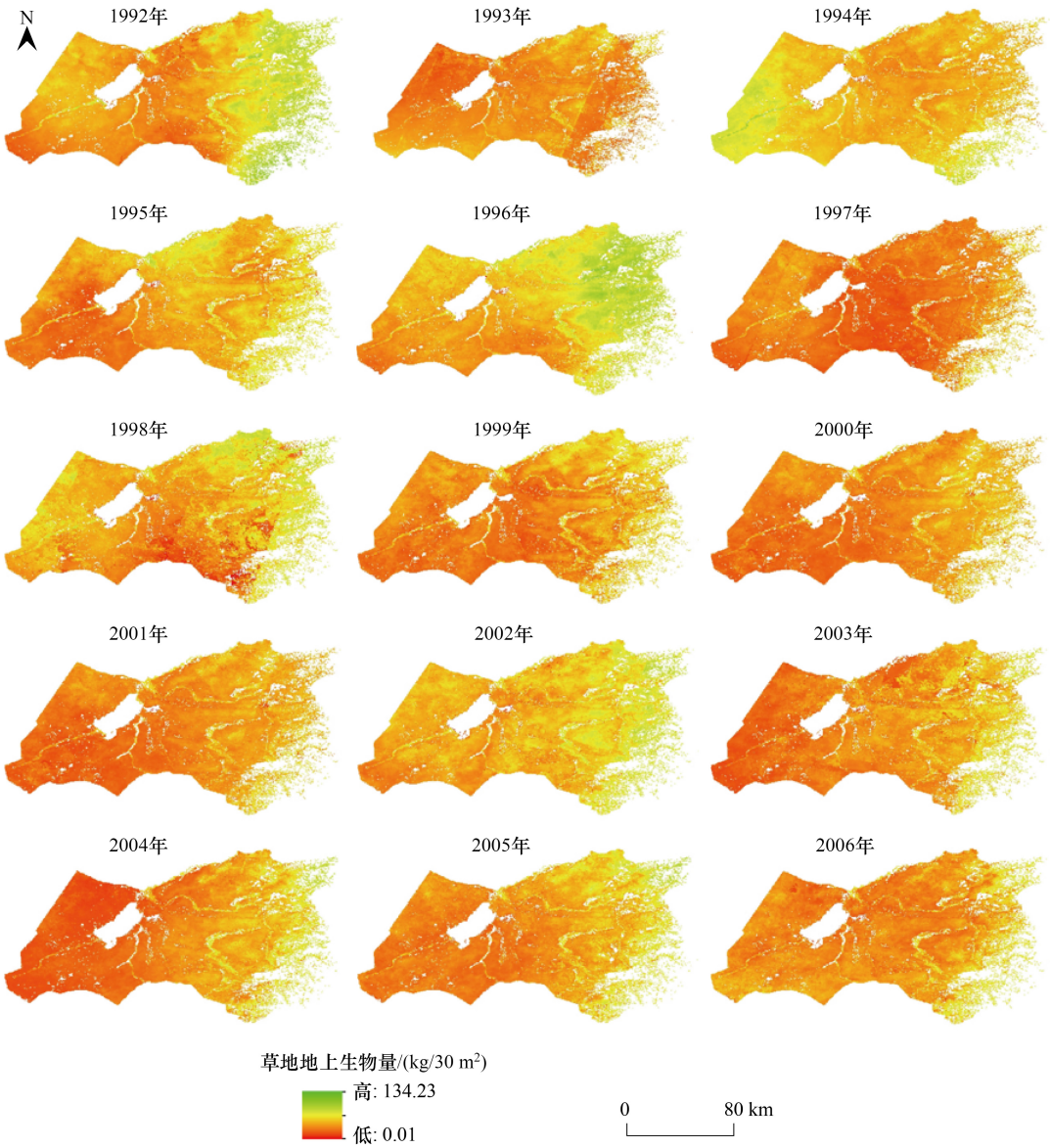

图 6　1992—2006 年呼伦贝尔草地 AGB 空间分布图

Fig.6　Spatial distribution map of AGB in Hulunbuir grassland during 1992—2006

整体来看,1992—2022 年呼伦贝尔草原草地 AGB 分布范围整体在(0.01—134.23) kg/30m^{2}之间。草地 AGB 的值集中在(45±10) kg/30m^{2}之间。然而,在 1997 年、1999 年、2000 年、2007 年、2010 年、2016 年和 2017 年,这些年份的草地 AGB 集中在(35±10) kg/30m^{2}之间(图 6、图 7)。呈现出较大的空间和时间变异性。

从空间序列来看,呼伦贝尔草原的草地 AGB 呈现出“西低东高”的分布趋势。草地 AGB 含量较低的区域主要集中在新巴尔虎右旗的西部和南部,这些区域为干旱草原,植被覆盖度较低。相比之下,东部地区由于处于草原与森林的过渡带,草地 AGB 含量相对较高。此外,某些年份(如 1997 年、2007 年)的整体草地 AGB 处于相对低值水平,这与当年的自然灾害密切相关(图 6、图 7)。

从时间序列来看,呼伦贝尔草原的草地 AGB 在过去 30 年间的每一年均经历了先升高后下降的变化趋势(图 8、图 9)。1997 年和 2007 年的草地 AGB 含量集中在(25±5) kg/30m^2,占据了总分布的 50%左右,显著低于其他年份,这主要是由于 1997 年牧区遭受白灾[36],2007 年受到春旱灾害的影响[37]。相反,2019 年草地

AGB 含量达到最高水平,主要集中在(65±20) kg/30m^2 之间,占整体 AGB 含量的 80%以上,这可能与当时出台的相关政策密切相关[38]。

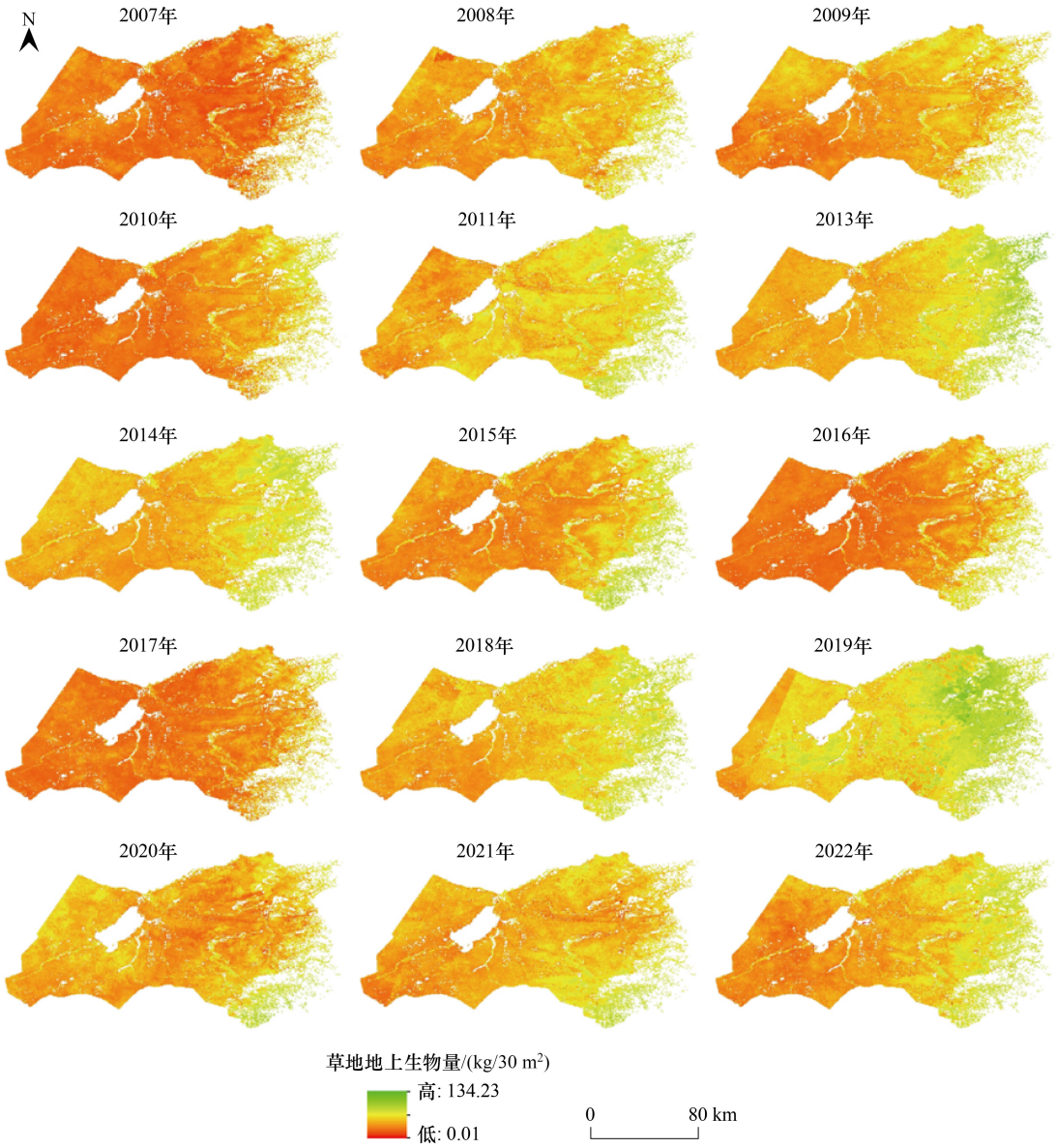

图 7 2007—2022 年呼伦贝尔草地 AGB 空间分布图

Fig.7 Spatial distribution map of AGB in Hulunbuir grassland during 2007—2022

由上文可知,由于呼伦贝尔草原 1992—2022 年间草地 AGB 变化趋势较为相似,为了更好的反映呼伦贝尔草原 30 年间草地 AGB 的量的变化情况。本文选取了具有代表性的年份:1992 年、2005 年和 2022 年,采用 K-means 聚类分析探究三年草地 AGB 变化情况进而分析三十年间呼伦贝尔草原草地 AGB 的空间分布及聚类分析情况。橘色表示草地 AGB 的量较高(超过 60 kg/30m^2),浅蓝色表示草地 AGB 的量在(45±5) kg/30m^{2}之间,蓝色则表示草地 AGB 的量低于 40 kg/30m^2(图 10)。

1992 年、2005 年和 2022 年三年的草地 AGB 分布总体呈现出“西低东高”的趋势,即从西向东,草地 AGB 逐渐升高(图 10)。在 1992 年,呼伦贝尔草原西北部和中部地区的草地 AGB 的量较高,特别是在新巴尔虎右旗北部地区,主要原因是该区域为植被高覆盖区。相比之下,草原偏北部地区的草地 AGB 的量较低,这可能是由多种因素共同导致的。首先,该地区土壤较为贫瘠,不适合农牧业耕作;其次,地势海拔较高,导致牧草的

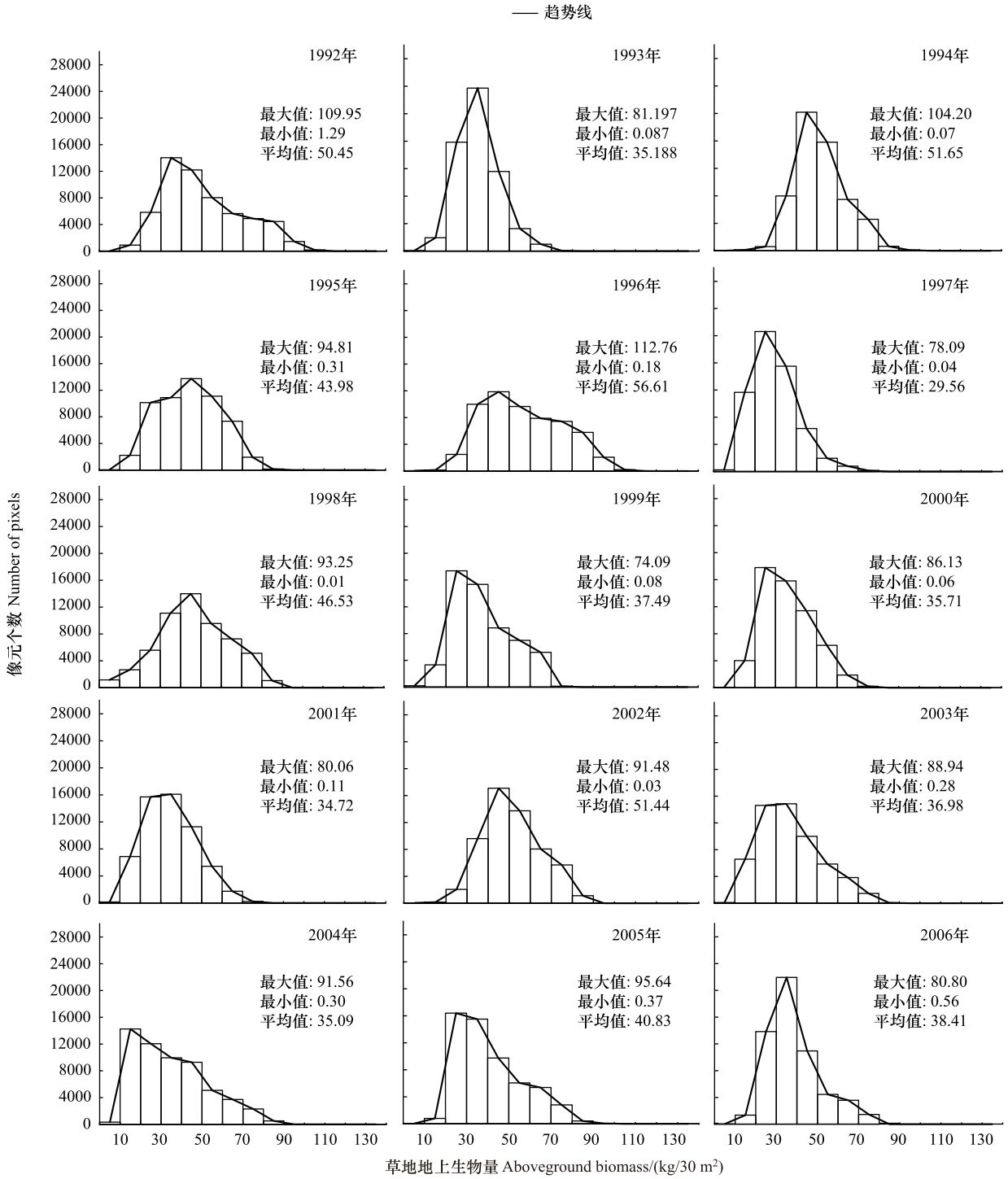

图 8　1992—2006 年草地 AGB 量分布直方图

Fig.8 Histogram of the distribution of grassland AGB from 1992 to 2006

生长条件不如其他地区理想。中部地区的草地 AGB 的量相对较高,可能归因于该区域广泛的放牧活动和较为有效的草原保护措施。东部地区的草地 AGB 的量最高,这可能是因为该区域位于牧草与林地的过渡带,地形海拔相对较高,使得放牧活动难度较大,同时气候条件适宜,特别是充足的降水和适中的气温,促进了草地生长。到了 2005 年,呼伦贝尔草地 AGB 的分布情况有所变化。新巴尔虎右旗西北部和新巴尔虎左旗中部地区的草地 AGB 的量较低,可能是受该年北部地区白灾影响所致。与此同时,陈巴尔虎旗和鄂温克族自治旗的

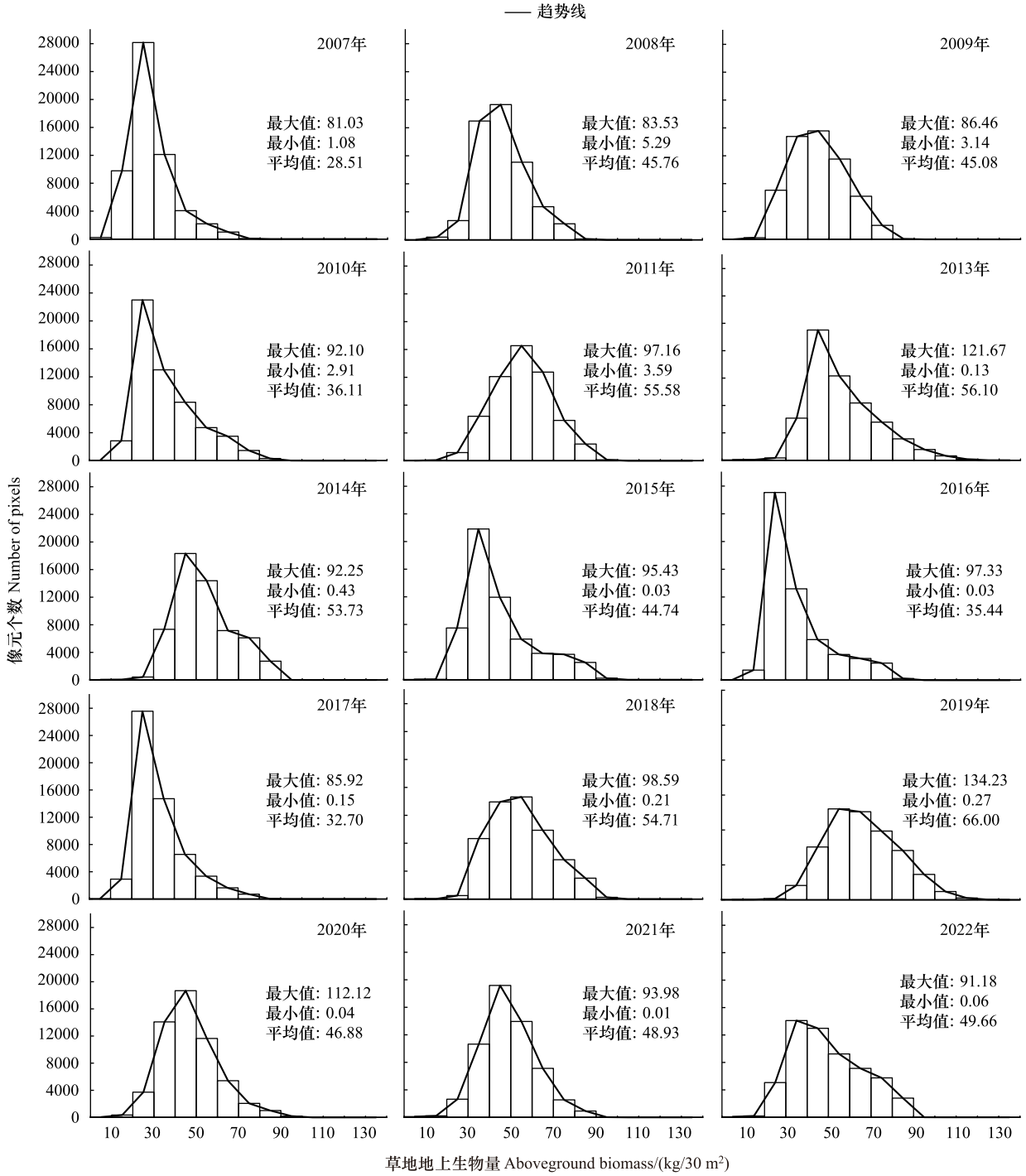

图 9 2007—2022 年草地 AGB 量分布直方图

Fig.9 Histogram of the distribution of grassland AGB from 2007 to 2022

中西部地区草地 AGB 处于中等水平。相反,陈巴尔虎旗和鄂温克族自治旗东部地区的草地 AGB 的量最高,主要原因是该年降水充沛,为草地的生长提供了良好的环境。2022 年的草地 AGB 分布与 2005 年大体相似。除了 8 月底呼伦贝尔草原出现的初霜冻外,该年未受到明显不利因素的影响,整体生长环境较为理想,因此草地 AGB 的量保持在较好的水平。

通过对呼伦贝尔草原过去 30 年间草地 AGB 年际变化的分析,可以看出,尽管草地 AGB 在这一时期呈现出一定的波动性,但整体变化幅度较小,表明草地 AGB 在年际变化过程中保持了相对的稳定性。进一步分析

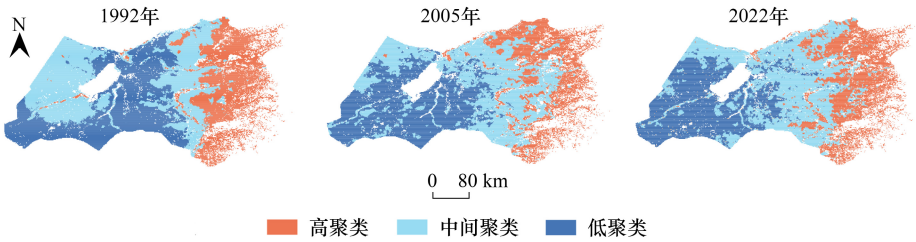

图 10　呼伦贝尔草原草地 AGB K-means 聚类空间分布图

Fig.10　AGB K-means clustering spatial distribution map of Hulunbuir grassland

趋势线可发现,呼伦贝尔草原草地 AGB 在未来呈现出向有利趋势发展的迹象(图 11)。

2.1.2　呼伦贝尔草原各旗县草地 AGB 对比分析

为了更好地反映呼伦贝尔草原各区域在生长季的草地 AGB 产量情况,本小节以呼伦贝尔草原各旗县为研究对象,分析了不同区域的草地 AGB 变化情况(图 12)。其中,新巴尔虎右旗、扎赉诺尔区和满洲里市位于呼伦贝尔草原的西部;新巴尔虎左旗位于中部;鄂温克族自治旗、海拉尔区和陈巴尔虎旗位于东部。

从空间上看,呼伦贝尔草原西部的旗县由于地理位置和草地类型相似,三十年来草地 AGB 的变化趋势基本一致。新巴尔虎右旗由于面积较大,受影响因素更多,因此其草地 AGB 变化趋势与扎赉诺尔区和满洲里市相比存在一些细微差异。

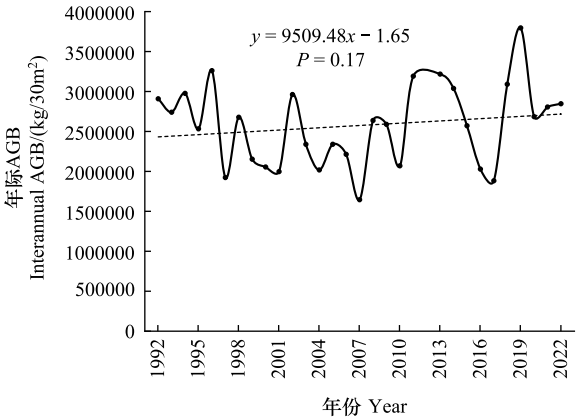

图 11　呼伦贝尔草原草地 AGB 年际变化

Fig.11　Interannual changes of AGB in Hulunbuir grassland

中部的新巴尔虎左旗的草地 AGB 整体呈上升趋势,但是 1997 年草地 AGB 的量呈下降趋势且是近三十年间草地 AGB 最低的年份。造成这一现象的原因可能是 1997 年全盟牧区遭遇了大规模白灾,受灾面积达到 39553km^2,占牧区总面积的 54.9%。新巴尔虎左旗位于呼伦贝尔草原的中部,是重要的放牧区和牧草生长区域,因此该年草地 AGB 大幅下降。

呼伦贝尔草原东部地区的草地 AGB 变化趋势大体一致,草地 AGB 的量最低年份为 2007 年,主要原因是该年六月初,呼伦贝尔市发生了近六年来最严重的春旱,受灾草场面积达到 71333.3km^2,占全市可利用草场的 85.6%,由此导致了 2007 年草地 AGB 的量的降低。

从时间上看,1992—2022 年间,虽然呼伦贝尔草原七个旗县草地 AGB 波动较大,但是整体呈现上升趋势。其中,新巴尔虎左旗的上升趋势较为明显,而其他 6 个旗县则相对平缓。这可能是因为新巴尔虎左旗位于中部,作为牧民放牧和政策干预的关键区域,草地 AGB 的增长受到了更多的积极影响。

根据 7 个旗县的草地 AGB 变化趋势可以看出,最低值多集中在 2004 年和 2007 年,最高值则出现在 1994 年和 2019 年(图 12)。前者的低值主要是受到春旱和白灾等灾害影响,后者则是因为当年六月,降水量显著增加,有效缓解了旱情,使草原植被的生长状况大幅改善。

综上所述,尽管 1992—2022 年间 7 个旗县因地理位置、草地类型和海拔高度等因素存在差异,但总体上草地 AGB 的变化趋势相对一致,均呈现出长期的增长态势。

3　结论

多光谱遥感影像的植被指数是构建草地 AGB 反演模型的重要因子,并且气象数据也对草地 AGB 具有一

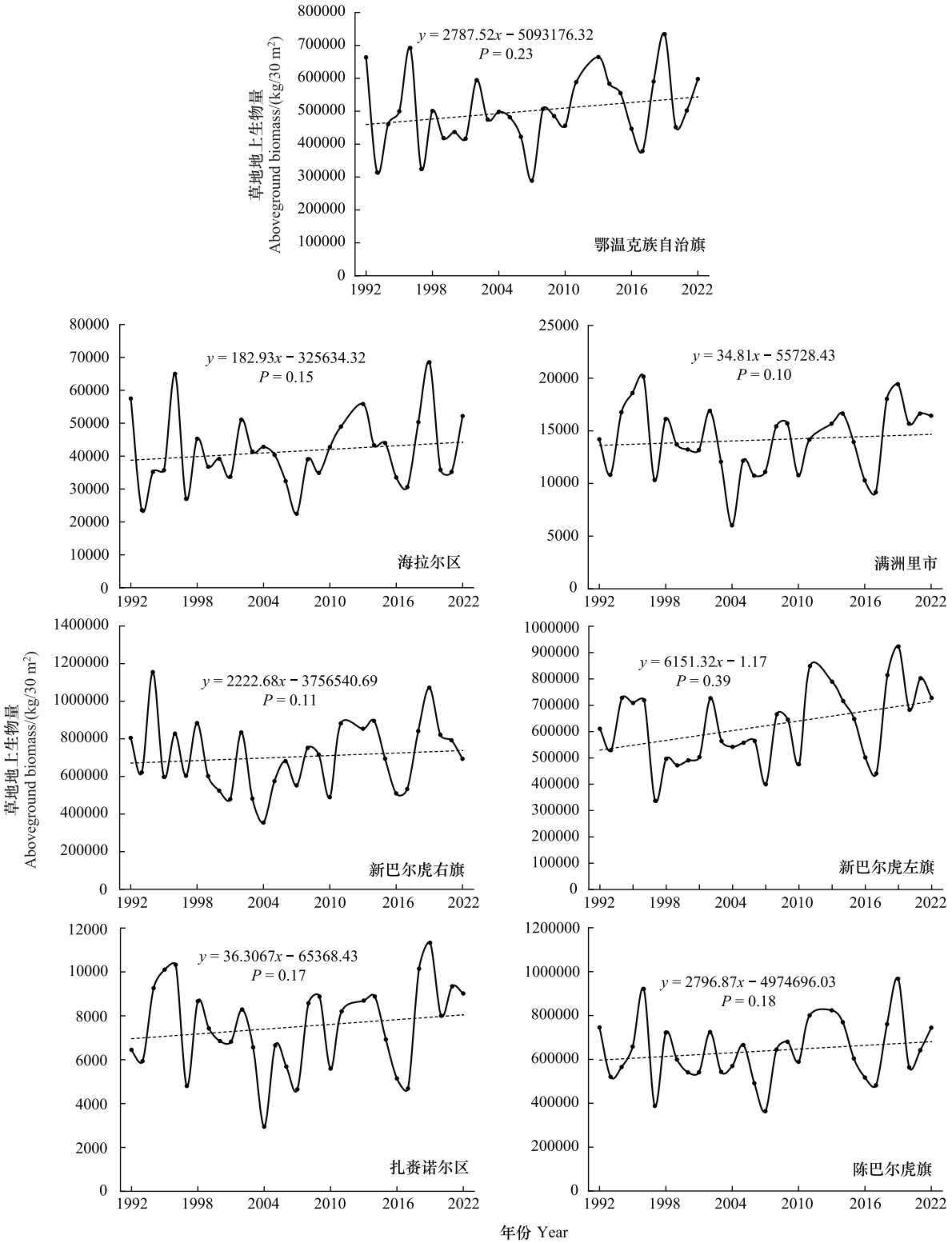

图 12 呼伦贝尔草原各旗县草地 AGB 年际变化

Fig.12 Interannual changes of grassland AGB in each banner county of Hulunbuir Grassland

定的影响。本研究以呼伦贝尔草原作为研究对象,通过分析 Landsat-5 的 Level-2 的遥感影像光谱特征变量、气象数据中的气温、降水数据与草地 AGB 之间的相关性,提取出最优因子,采用 PLSR 算法构建出多个模型后,采用多种加权平均方法得到简单平均模型、加权平均线性模型和精度分配权重模型,并对比分析选择最优

年际优化模型,最后利用该优化模型对呼伦贝尔草原、呼伦贝尔草原各旗县进行草地 AGB 长时序反演,并对其进行时空变化分析。结论如下:

(1)单一年份建立的草地 AGB 反演模型反演其他年份数据精度较差,R^2变化范围在 0.38—0.58 之间,精度较低不足以进行长时序草地 AGB 反演。

(2)草地 AGB 反演模型中,精度分配权重模型的效果最好,反演 2003—2004 年、2009 年、2010 年以及未参与建模的 2005 年的 R^2分别为 0.61、0.61、0.67 和 0.57;RMSE 分别为 11.85、10.82、26.54 和 21.65,表明精度分配权重模型适用于呼伦贝尔草原草地 AGB 的反演研究并且能够反演未知年份的草地 AGB 的情况。

(3)1992—2022 年间,从空间上看,呼伦贝尔草原的 AGB 整体呈现“西低东高”的分布趋势。西部地区主要为干旱草原区,AGB 相对较低;中部地区作为牧民放牧和政策干预的关键区域,草地 AGB 有所提升;东部地区位于草原-森林过渡带,植被覆盖度较高,AGB 的量较为丰富。从时间上看,除了 1997 年和 2007 年因白灾、干旱等因素导致 AGB 的量偏低外(30kg/30m^{2}以下),2019 年草地 AGB 的量较高(65kg/30m^{2}左右),其他年份的草地 AGB 总体较为稳定,未出现明显波动。

(4)在各旗县的草地 AGB 变化方面,草地 AGB 与其地理位置密切相关。呼伦贝尔草原西部地区除新巴尔虎右旗由于面积大,导致所受白灾、干旱等因素影响较多外,其余地区变化趋势相似;新巴尔虎左旗得益于科学放牧及政府干预的因素,草地 AGB 虽有波动但整体呈上升趋势;陈巴尔虎旗、海拉尔区和鄂温克族自治旗由于接近草原-森林过渡地带,草地 AGB 普遍偏高。

综上,基于精度分配权重方法构建的最优年际优化模型在估算草地 AGB 方面表现出了良好的准确性,优化了模型的复杂度,提高了效率,为长时序、大尺度草地 AGB 反演提供了新的方法。

参考文献(References):

[1] 张雨欣, 黄健熙, 金云翔, 王洁, 赵圆圆, 冯权泷, 马钦. 草地地上生物量估算模型研究进展. 草地学报, 2022, 30(4): 850-858.

[2] 张晓雪, 左小安, 岳平, 宋兆斌, 郭新新, 王怀海, 汪正蛟一. 内蒙古荒漠草原优势植物叶形态性状与地上生物量对多资源协同的响应特征. 生态学报, 2025, 45(6): 2811-2820.

[3] 陈林, 杨新国, 王磊, 宋乃平, 郑松, 吴梦瑶. 荒漠草原不同植物群落蒸散组分特征及其环境因子影响分析. 生态学报, 2024, 44(1): 330-342.

[4] 张昊, 姜娜, 樊林染, 张思宇, 王慧, 刘红梅, 朱晓昱, 张海芳, 杨殿林. 长期养分添加对贝加尔针茅草原土壤微生物群落的影响. 生态学报, 2024, 44(3): 1130-1139.

[5] 王秀梅. 内蒙古典型草原植被地上生物量遥感反演[D].. 呼和浩特:内蒙古大学, 2022.

[6] 宋柯馨, 蒋馥根, 胡宗达, 吕云兵, 龙依, 邓目丽, 陈松, 孙华. 西藏自治区草地地上生物量遥感反演研究. 生态学报, 2023, 43(13): 5600-5613.

[7] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2): 127-150.

[8] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, Kerr Y H, Sorooshian S. A modified soil adjusted vegetation index. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119-126.

[9] 杨英莲, 邱新法, 殷青军. 基于 MODIS 增强型植被指数的青海省牧草产量估产研究. 气象, 2007, 33(6): 102-106, 130.

[10] Zandler H, Brenning A, Samimi C. Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: comparing empirical methods in a high dimensional setting. Remote Sensing of Environment, 2015, 158: 140-155.

[11] Eisfelder C, Kuenzer C, Dech S. Derivation of biomass information for semi-arid areas using remote-sensing data. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(9): 2937-2984.

[12] 刘美扬. 三江源区草地地上生物量变化及气候因素影响分析[D]..北京: 中国地质大学(北京), 2019.

[13] Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M, Zhang X T, Li X. A radiative transfer model-based method for the estimation of grassland aboveground biomass. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 54: 159-168.

[14] 张亦然, 刘廷玺, 童新, 段利民, 吴宇辰. 基于 XGBoost 算法的草甸地上生物量的高光谱遥感反演. 草业学报, 2021, 30(4): 1-12.

[15] 林子琦, 温仲明, 刘洋洋, 姚宏斌, 周荣磊, 任涵玉, 袁浏欢. 基于遥感数据的植被碳水利用效率时空变化和归因分析. 生态学报, 2024, 44(1): 377-391.

[16] 解晗, 同小娟, 李俊, 张静茹, 刘沛荣, 于裴洋. 2000—2018 年黄河流域生长季植被指数变化及其对气候因子的响应. 生态学报, 2022,

42(11): 4536-4549.
[17] 张振西, 林扎西尖措, 华旦仁青, 高太侦, 马维才, 谢久祥. 天峻县草地地上生物量遥感监测模型. 草原与草坪, 2023, 43(3): 39-45.
[18] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.
[19] 于惠, 杨世君, 李晶, 蔡海珍, 李丽. 高寒草地生物量变化对归一化物候指数的响应. 生态学报, 2023, 43(19): 8057-8065.
[20] Wang C, Chen J, Wu J, Tang Y H, Shi P J, Black T A, Zhu K. A snow-free vegetation index for improved monitoring of vegetation spring green-up date in deciduous ecosystems. Remote Sensing of Environment, 2017, 196: 1-12.
[21] 姚兴成, 曲恬甜, 常文静, 尹俊, 李永进, 孙振中, 曾辉. 基于 MODIS 数据和植被特征估算草地生物量. 中国生态农业学报, 2017, 25(4): 530-541.
[22] 陈鹏飞, 王卷乐, 廖秀英, 尹芳, 陈宝瑞, 刘睿. 基于环境减灾卫星遥感数据的呼伦贝尔草地地上生物量反演研究. 自然资源学报, 2010, 25(7): 1122-1131.
[23] 王婷, 周伟, 肖洁芸, 谢利娟. 基于遥感数据和机器学习算法的草地地上生物量估算研究. 冰川冻土, 2023, 45(2): 753-762.
[24] 于方冰. 呼伦贝尔草原可燃物载量遥感反演及含水率特征分析[D].长春:东北师范大学, 2022.
[25] Ma A N, He N P, Xu L, Wang Q F, Li M L, Yu G R. Grassland restoration in northern China is far from complete: evidence from carbon variation in the last three decades. Ecosphere, 2017, 8(4): e01750.
[26] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019. Earth System Science Data, 2021, 13(8): 3907-3925.
[27] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.
[28] Richardson A J, Wiegand C. Distinguishing vegetation from soil background information. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1977, 43, 1541-1552.
[29] Roujean J L, Breon F M. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375-384.
[30] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295-309.
[31] Jiang Z Y, Huete A R, Didan K, Miura T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3833-3845.
[32] Crippen R E. Calculating the vegetation index faster. Remote Sensing of Environment, 1990, 34(1): 71-73.
[33] 秦格霞, 吴静, 李纯斌, 吉珍霞. 基于机器学习算法的天祝藏族自治县草地地上生物量反演. 草业学报, 2022, 31(4): 177-188.
[34] 潘嫄嫄. 呼伦湖流域芨芨草群落地上生物量多尺度遥感监测[D].焦作:河南理工大学, 2018.
[35] 邓志伟, 郭苏彤, 徐智帅, 赵梓屹, 卢颖, 刘莉, 郝中骐.基于双脉冲 LIBS 结合偏最小二乘回归的稀土元素定量分析. 中国无机分析化学, 2024, 14(2): 183-190.
[36] 李兴平. 呼伦贝尔市志(1990——2005 年). 内蒙古: 内蒙古文化出版社, 1997: 49-50.
[37] 初建伟,呼伦贝尔市档案史志局编. 呼伦贝尔年鉴-2005/2006. 呼伦贝尔: 内蒙古文化出版社, 2007: 267-271.
[38] 周瑞杰. 呼伦贝尔市年鉴. 内蒙古: 内蒙古文化出版社, 2019: 11-19.