



引文格式: 谢怡凡, 刘耀林, 庞博文, 等. 基于高分辨率遥感影像的NPP估算及驱动因子研究——以银川市为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(12): 2501-2514. DOI: 10.13203/j.whugis.20230157

Citation: XIE Yifan, LIU Yaolin, PANG Bowen, et al. Estimation of Net Primary Productivity by High Resolution Remote Sensing Images and Its Influencing Factors in Yinchuan City[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(12): 2501-2514. DOI: 10.13203/j.whugis.20230157

基于高分辨率遥感影像的NPP估算及驱动因子研究——以银川市为例

谢怡凡¹ 刘耀林^{1,2,3} 庞博文¹ 谢颖祺¹ 甘忠瑞¹
曹佳琳¹ 王楠楠¹ 仝照民¹

1 武汉大学资源与环境科学学院, 湖北 武汉, 430079

2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室, 湖北 武汉, 430079

3 昆山杜克大学, 江苏 昆山, 215316

摘要: 植被净初级生产力(net primary productivity, NPP)是监测区域陆地生态系统碳循环过程, 评估区域碳源、汇的重要因子。估算植被NPP并揭示其演变特征及其对自然、人文因子的响应, 对于区域生态系统可持续发展具有重要意义。以银川市为例, 利用亚米级高分辨率遥感影像以及气候、土地利用等数据, 基于改进的CASA(Carnegie-Ames-Stanford approach)估算研究区2015年和2021年不同季度的植被NPP并分析其时空演变特征, 采用梯度提升决策树模型揭示自然因子、人类活动以及土地利用对植被NPP的非线性响应和阈值效应。结果表明, 2021年银川市植被NPP在0~753.951 gC·m⁻²·a⁻¹, 高值区集中在黄河沿岸农业灌溉区。利用高分辨率影像估算植被NPP, 可得到田块尺度和城市街区尺度植被NPP空间分布的细节图, 提高估算精度。银川市植被NPP随季节的变化趋势与植被物候和农作物生长周期一致。2015—2021年第三季度植被NPP整体呈增加趋势, 但城市扩张占用耕地导致局部NPP下降显著, 而生态保护区内植被NPP上升显著。归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、土壤有机碳密度、高程、气温和降雨等自然因子对植被NPP存在显著阈值效益, 其中NDVI的相对贡献最大, 但其超过0.6后, 对植被NPP的提升作用不明显。不同土地利用类型对植被NPP的非线性影响存在差异, 如旱地对NPP的影响阈值高于水田, 建设用地上城市绿色基础达到一定比例时对植被NPP起正向作用, 即调控土地利用结构和布局对于植被NPP的提升至关重要。当人类活动在一定范围内时对植被NPP有一定程度的促进作用, 而当人口数超过阈值后, 人口越大, 生态承载力越低, 植被NPP则会下降。

关键词: 净初级生产力; CASA; 高分辨率遥感影像; 驱动因子

中图分类号: P237

文献标识码: A

收稿日期: 2024-12-02

DOI: 10.13203/j.whugis.20230157

文章编号: 1671-8860(2025)12-2501-14

Estimation of Net Primary Productivity by High Resolution Remote Sensing Images and Its Influencing Factors in Yinchuan City

XIE Yifan¹ LIU Yaolin^{1,2,3} PANG Bowen¹ XIE Yingqi¹ GAN Zhongrui¹
CAO Jialin¹ WANG Nanman¹ TONG Zhaomin¹

1 School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 Duke Kunshan University, Kunshan 215316, China

Abstract: Objectives: Net primary productivity (NPP) of vegetation serves as a key indicator for monitoring the carbon cycle process of regional terrestrial ecosystem and regional carbon sources and sinks. Estimating NPP of vegetation, revealing its evolutionary characteristics, and clarifying its responses to natural

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(42230107)。

第一作者: 谢怡凡, 博士, 主要研究方向为陆地生态系统碳循环研究。yifan_xie@whu.edu.cn

通信作者: 刘耀林, 博士, 教授。yaolin610@163.com

and human factors are crucial for the sustainable development of regional ecosystem. **Methods:** This paper takes Yinchuan City as the study area, employs Carnegie-Ames-Stanford approach (CASA), and combined with sub-meter high-resolution remote sensing images, climate, land use and other data, the NPP of vegetation in different seasons from 2015 to 2021 in the study area are estimated and its temporal and spatial evolution characteristics are analyzed. Gradient boosting decision tree (GBDT) model is used to reveal the nonlinear response and threshold effect of natural factors, human activities and land use on NPP of vegetation. **Results:** The NPP of vegetation in Yinchuan City ranges from 0 to $753.951 \text{ gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$, with high-value areas concentrated in the agricultural irrigation zones along the Yellow River. The integration of high-resolution images in NPP estimation yields the detailed spatial distribution maps at both field and urban block scales, while enhancing estimation accuracy. The seasonal variation trend of vegetation NPP in Yinchuan City aligns with vegetation phenology and crop growth cycle. From 2015 to 2021, vegetation NPP in the third quarter shows an overall upward trend. However, urban expansion-led cultivated land occupation causes a significant local NPP decline, whereas vegetation NPP in ecological protection areas increases remarkably. Natural factors, including normalized difference vegetation index (NDVI), soil organic carbon density, elevation, and rainfall, exert significant threshold effects on NPP. Among these factors, NDVI contributes the most relatively. If NDVI exceeds 0.6, it no longer significantly promotes vegetation NPP. The NPP threshold of dry land is higher than that of paddy fields. When urban green space accounts for a certain proportion in construction land, such land exerts a positive effect on NPP. Human activities within a certain scope can promote vegetation NPP to some extent. Once the population exceeds the threshold, a larger population leads to lower ecological carrying capacity and consequently reduces vegetation NPP. **Conclusions:** In this paper, we use high-resolution images to estimate vegetation NPP, which enhance the spatial refinement of vegetation NPP distribution. Vegetation NPP in Yinchuan City exhibits distinct seasonal characteristics, and the seasonal variation trend is consistent with vegetation phenology and crop growth cycles. Natural factors, land use, and human activities in Yinchuan City all exert significant impacts on vegetation carbon sinks, with notable threshold effects. Notably, natural factors contribute more relatively to vegetation NPP than the other two types of factors.

Key words: net primary productivity (NPP); Carnegie-Ames-Stanford approach (CASA); high resolution remote sensing image; influencing factor

植被作为陆地生态系统重要组成部分,在减缓气候变化,调控陆地生态系统碳循环等方面发挥关键作用^[1-3]。植被净初级生产力(net primary productivity, NPP)表示植被通过光合作用积累的有机物总量扣除自身呼吸消耗后的净积累量^[4],是表征植被固碳能力与区域生态系统功能的理想指标^[5],是监测陆地生态系统碳循环过程、估算区域碳源、碳汇的核心因子^[6],在全球气候变化、碳监测与管理及可持续发展等领域具有重要研究价值^[7-8]。定量估算区域植被NPP、厘清各驱动因子对NPP的作用机制,是评估区域植被生长状况、保障区域碳平衡监测的关键与基础。

随着遥感观测技术的持续发展与生态系统过程机理认知的逐步深化,基于遥感数据估算NPP已成为当前研究热点,主要包括统计模型、生态系统过程模型和参数模型^[9]。基于光能利用率的CASA(Carnegie-Ames-Stanford approach)

是目前结合遥感技术运用最广泛的参数模型^[10],该模型充分依托遥感技术监测范围广、空间分辨率高、时效性强、成本低的优势,在国家尺度^[11]、流域尺度^[12]、区域尺度^[13]的植被NPP估算研究中应用广泛。文献[4]利用CASA对中国1982—1998年陆地生态系统植被NPP进行了估算,明确了全国尺度植被NPP的时空演变规律;文献[14]结合CASA和8 km空间分辨率的GIMMS(global inventory modelling and mapping studies)遥感数据,分析了1982—2009年青藏高原高寒草地NPP的时空分布特征,揭示了区域草地NPP总体改善、局部下降的格局;文献[15]基于250 m分辨率的中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)月度数据,探究了2000—2019年湖南省植被NPP时空动态及其与气候因子的关联,证实了气候因子对植被NPP的重要作用;文献[16]采用30 m分辨

率 Landsat 影像估算了 2001—2010 年武汉市冬季 NPP,进而阐明了其时空变化特征。上述研究均基于不同来源、不同时空分辨率的遥感影像,针对不同区域尺度开展植被 NPP 时空演变研究,且研究深度随研究尺度细化与遥感影像分辨率提升而逐步加深。显然,高空间分辨率遥感数据的应用不仅能细化植被 NPP 估算结果的空间分布细节,还能提升参数模型的估算精度,丰富碳汇监测领域高分辨率遥感影像的应用案例;但目前针对亚米级等更高精度遥感影像估算植被 NPP 的研究仍较为匮乏。

与此同时,大量研究证实,植被 NPP 作为复杂生态系统过程的核心指标,受气候变化、土地利用变化及人类活动等多因素综合影响^[17-18]。文献[19]探究了青海高原植被 NPP 时空演变特征与规律及其对气候因素变化的响应,并进一步分析了不同区域生态保护工程成效;文献[20]利用相关性、残差分析等方法,定量揭示了气候变化和人类活动对植被 NPP 变化的贡献。然而,上述研究多利用线性回归^[12]、偏相关分析等方法探究气候以及人类活动等对植被 NPP 的影响,这类方法难以解决变量间的多重共线性问题,且易掩盖局部存在的非线性关联和阈值效应。而梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 算法作为一种机器学习模型,能够刻画响应变量与预测变量之间的非线性关系^[21],可拟合解释变量在不同区间对被解释变量的差异化影响,而非生成固定系数;相较于传统多元线性回归与离散选择模型,其模型可解释性显著提升^[22],近年来已广发应用与交通地理^[23]、建成环境^[24]等领域的驱动因素识别研究。显然,自然和人文因素对植被 NPP 的影响并非简单的线性驱动-响应关系^[20]。因此,借助 GBDT 模型可深入揭示各影响因素在不同区间对植被 NPP 的复杂作用机理,为理解区域陆地生态系统碳循环过程、优化碳监测与管理提供科学支撑。

为此,针对当前高分辨率遥感数据在植被 NPP 估算中应用案例匮乏、现有 NPP 影响因素研究多未充分考虑变量间非线性关联与阈值效应的研究缺口,本研究以银川市为研究区,结合亚米级高分辨率遥感影像、气候数据、土地利用数据等,基于改进的 CASA 估算 2015—2021 年研究区不同季度植被 NPP 并分析其时空演变特征,同时采用 GBDT 模型揭示自然因子、人类活动及土地利用对植被 NPP 的非线性响应与阈值效应。在完

成数据预处理与空间化后,通过 Python 与 ArcGIS 平台集成实现 CASA 运算并经比对验证得到 NPP 估算结果,进而开展时空格局与演变规律分析,再借助 GBDT 模型探究各驱动因子的非线性影响机制,最终形成研究结论,以期为区域碳监测与管理优化及双碳战略实施提供科学依据。

1 研究区概况

银川市地处 105°48'E~106°52'E、37°29'N~38°52'N 之间,位于黄河流域中上游、宁夏平原中部,是宁夏回族自治区首府、黄河流域(宁夏段)生态保护和高质量发展重要城市。全市地域总面积约 9 025 km²,研究区概况如图 1 所示(底图数据来源于宁夏回族自治区自然资源厅)。银川市海拔在 1 000~3 600 m,年均降水量在 178~200 mm,年均气温在 9.5~11 °C,气温呈由北向南梯度升高特征,属典型温带大陆性干旱气候。境内地形地貌复杂多样,西部为贺兰山山地,中部为银川平原,东部为山区台地;黄河自南向北穿境而过,农业灌溉体系发达,是中国重要的商品粮基地,素有塞上江南之称。区域土地覆盖以草地、耕地和林地为主要类型,其中草地面积占比最大,达 29.18%,耕地占比 15.58%,林地占比 10.32%。近年来,银川市持续推进黄河流域生态保护、贺兰山矿山生态修复等系列生态保护与修复工程,区域自然生态系统状况总体稳定并持续向好,为本文研究提供了理想的研究载体。

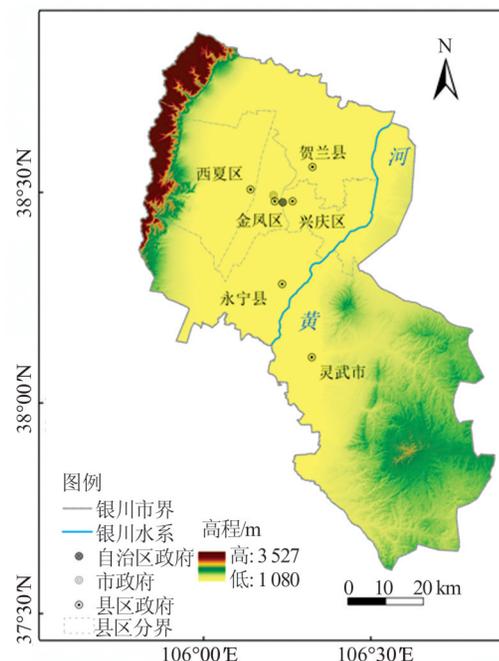


图 1 研究区概况

Fig. 1 General Situation of the Study Area

2 数据与方法

2.1 数据来源

归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、太阳辐射、植被覆盖类型、气象等数据是基于CASA估算植被NPP的基础。为确保多源数据计算的稳健性和科学性,本文使用的数据都进行了统一的空间化处理,并使用CGCS2000_3_Degree_GK_Zone_35投影坐标系,各数据来源见表1。

遥感影像数据由宁夏回族自治区自然资源信息中心提供,为0.8 m分辨率分季度正射遥感影像,包含红、绿、蓝、近红外4个波段。该正射影像均通过全色波段与多光谱波段融合及系列影

像预处理生成。受原始影像质量(如噪声、云量等)限制,高分辨率遥感影像的生产时相仅能以季度为时间间隔;此外,2015年四波段原始影像中仅第三季度数据满足生产要求,因此本文在保障估算科学性的前提下,选取2021年4个季度(1月—3月为第一季度,4月—6月为第二季度,7月—9月为第三季度,10月—12月为第四季度)及2015年第三季度影像用于NDVI估算。借助ArcGIS的创建栅格图层工具,提取四波段影像中的红色波段和近红外波段,通过栅格计算器进行波段运算,最终获取研究区NDVI数据。其他数据包括土地利用数据、土壤数据、气象数据、高程数据、太阳辐射数据、夜间灯光数据以及手机信令数据,具体来源见表1。

表1 数据来源
Table 1 Data Sources

数据名称	时间	数据来源	备注
遥感影像数据	2015年、2021年	高分2号卫星、高分7号卫星	宁夏回族自治区自然资源信息中心提供
土地利用类型数据	2015年、2021年	地理国情地表覆盖矢量数据	宁夏回族自治区自然资源信息中心提供
气象数据	2015年、2021年	资源环境科学数据中心	http://www.resdc.cn
土壤数据	2017年	国家地球系统科学数据中心	http://www.loess@ms.iswc.ac.cn
降水数据	2015年、2021年	资源环境科学数据中心	http://www.resdc.cn
太阳辐射量数据	2015年、2021年	NASA/POWER项目	https://power.larc.nasa.gov
夜间灯光数据	2015年、2021年	美国国家环境信息中心网站	https://www.earthobservations.org
手机信令数据	2021年	中国联通公司	统计每个格网中核心用户数
数字高程数据	2009年	地理空间数据云	https://www.gscloud.cn

2.2 研究方法与指标预处理

本文研究总体框架如图2所示。首先进行数据资料收集与整理,包括遥感影像、气候数据、土地利用数据等,然后基于改进的CASA估算NPP并进行时空演变分析,最后采用GBDT模型进行NPP驱动因子分析。

2.2.1 NPP估算

本文采用改进的CASA^[25]及相应模型参数来估算银川市植被NPP。该模型主要是由遥感数据、温度数据、降水数据、太阳辐射数据以及植被类型等数据共同驱动,其中光合有效辐射(absorbed photosynthetically active radiation, APAR)和光能转化率 ϵ 共同决定了NPP的取值,其模型表达式为:

$$f_{NPP}(x, t) = f_{APAR}(x, t) \times \epsilon(x, t) \quad (1)$$

式中, $f_{NPP}(x, t)$ 为像元 x 在 t 月份的NPP,单位为 $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{月}^{-1}$; $f_{APAR}(x, t)$ 为像元 x 在 t 月份吸收的光合有效辐射(absorbed photosynthetically active radiation, APAR),单位为 $\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{月}^{-1}$,由

太阳辐射量和光合有效辐射吸收比例决定,而光合有效辐射吸收比例则与植被类型和植被NDVI有关; $\epsilon(x, t)$ 表示像元 x 在 t 月份的实际光能利用率,单位为 $\text{gC} \cdot \text{MJ}^{-1}$,与气温、降雨以及植被类型有关。本文参考文献[25]厘定模型相关参数。

2.2.2 GBDT

GBDT是一种通过集成多个弱分类器构建的机器学习算法^[24],能够输出解释变量与被解释变量间的潜在非线性关系曲线,进而精准揭示各因子对植被NPP影响的阈值效应。作为数据驱动型模型,GBDT虽无法开展显著性检验或提供系数置信区间^[21],但本文核心在于关注变量的实际作用意义,因此弱化其统计学推断功能。此外,与其他机器学习模型类似,GBDT存在过拟合风险,本文通过多重交叉验证方法来降低该影响:将原始数据集分为5个子集,在每次迭代时选取其中4个子集进行模型拟合,以剩余1个子集完成验证^[26]。

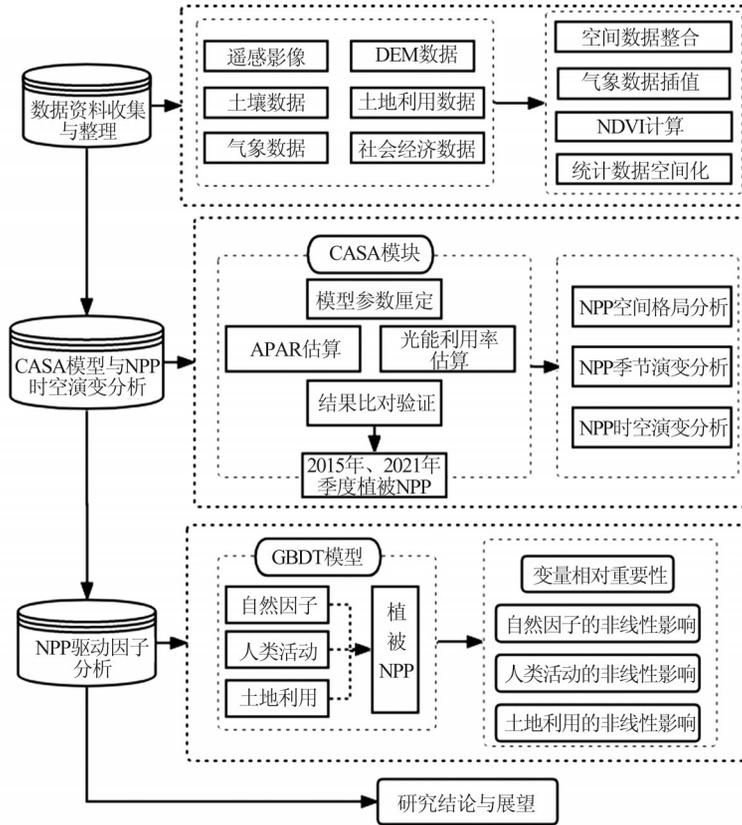


图 2 总体研究框架

Fig. 2 Overall Research Framework

GBDT 是一种基于决策树的集成方法,是对多个决策树结果的组合,其对一组独立变量 x 的逼近函数 $f(x)$ 是对多个单决策树 $h(x, a_m)$ 的累加^[27]:

$$f(x) = \sum_{m=1}^M f(x) = \sum_{m=1}^M \beta_m h(x, a_m) \quad (2)$$

式中, M 是决策树的个数; a_m 是单决策树 $h(x, a_m)$ 的残差系数; β_m 是最小化损失函数 L 的参数。采用梯度提升算法^[28]估计 β_m , 具体如下:

首先,初始化决策树的计算式为:

$$f_0(x) = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N L(y_i, \beta) \quad (3)$$

所有 N 个样本的总损失函数 L_{all} 的计算式为:

$$L_{all} = \sum_{i=1}^N L(y_i, f_m(x_i)) \quad (4)$$

式中, y_i 和 $f_m(x_i)$ 分别为样本 x_i 的实际值及第 m 个模型的预测值。

对于每次迭代,其负梯度函数为:

$$\tilde{y}_{im} = - \left\{ \frac{\partial L[y_i, f(x_i)]}{\partial f(x_i)} \right\}_{f=f_{m-1}} \quad (5)$$

计算梯度下降步长为:

$$\beta_m = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N L[y_i, f_{m-1}(x_i) + \beta h(x, a_m)] \quad (6)$$

将式(6)结果代入至模型,同时引入学习率 ξ ($0 < \xi \leq 1$)来控制每个基础树的贡献:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x_i) + \xi \beta_m h(x, a_m) \quad (7)$$

本文选取 5 000 棵决策树,将学习率 ξ 定为 0.001,较小的学习率有助于优化模型预测精度,但需在预测效果与模型运行效率之间进行合理权衡。

2.2.3 数据预处理

本文以银川市 2021 年植被 NPP 为被解释变量,选取气温、降雨、太阳辐射、土壤有机碳密度、高程、土地利用数据、手机信令数据以及夜间灯光数据作为解释变量,从自然因子、土地利用、社会经济三大维度系统探究各因子对植被碳汇的非线性影响以及阈值效应。

参考以往研究中研究区范围与格网尺度的适配关系^[29],综合权衡数据处理效率与样本特征分布的差异性,经比较分析后,最终采用 1 km 格网对 2021 年度 NPP 及对应驱动因子(气温、降雨、太阳辐射、高程、各类土地利用类型面积、夜间灯光强度、手机信令相关数据)的格网特征值进行提取,构建研究样本集;剔除异常值后,共获得 7 260 条有效样本。需说明的是,土地利用数据以格网内各类地类的面积作为样本特征值;夜

间灯光数据可综合表征人类活动的广度与强度,进而反映社会经济活动对植被碳汇的影响;手机信令数据来源于联通公司,通过对用户空间位置与驻留时间进行处理识别,统计每个格网内核心用户对应的居住人口规模,以此量化人类活动对植被碳汇的作用。

虽然GBDT模型能够弱化变量间的多重共

线性,但为避免高相关性变量干扰模型结果的实际意义,本文对所有自变量进行多重共线性检验。在保障指标体系完整性的前提下,剔除共线性程度较高的未利用地这一变量,最终筛选出13个方差膨胀系数(variance inflation factor, VIF)均小于11的自变量。各指标的具体设计与统计特征详见表2。

表2 变量样本统计及共线性诊断
Table 2 Sample Statistics and Collinearity Diagnosis

指标	变量	单位	平均值	标准差	最小值	最大值	VIF
自然因子	太阳辐射	$\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$	6 048	100.2	5 886	6 259	1.78
	降雨总量	mm	182.9	52.85	117.8	336.7	9.58
	年均气温	$^{\circ}\text{C}$	9.634	3.160	0	12.15	10.13
	NDVI	无量纲	0.161	0.115	-0.294	0.902	1.14
	高程	m	1 277	286.5	0	3 373	1.87
人类活动	手机信令	人	97.052	481.231	0	7 882	1.52
	夜间灯光	无量纲	3.170	9.838	0.280	318.753	1.47
土地利用	旱地	hm^2	24.19	37.28	0	101.0	2.74
	水田	hm^2	7.799	22.41	0	101.0	1.64
	林地	hm^2	6.853	19.23	0	101.0	1.80
	草地	hm^2	31.74	37.80	0	101.0	2.84
	水域	hm^2	4.044	12.57	0	101.0	1.29
	建设用地	hm^2	9.396	21.55	0	101.0	2.20

3 结果分析

3.1 植被NPP时空演变特征与结果验证

3.1.1 2021年植被NPP空间分布特征

基于CASA计算的银川市2021年4个季度植被NPP数据,借助ArcGIS栅格计算器进行累加求和,得到2021年银川市年度植被NPP空间分布图如图3所示。由图3可见,银川市2021年NPP取值范围为 $0\sim 753.951\text{ gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$,均值为 $81.183\text{ gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 。且空间分布差异显著,整体呈现北高南低、西高东低的格局。

从具体分布来看,植被NPP高值区集中于黄河两岸农业灌溉区,包括贺兰县东部与南部、西夏区东部、永宁县东部、兴庆区北部及灵武市西北部。该区域作为银川平原核心区域,光热资源充沛、灌溉水网密集、湿地与湖泊分布广泛,为植被及农作物生长提供了良好条件,因此NPP值较高;而贺兰山东麓及灵武市东部、中部地区为NPP低值区,这些区域以稀疏草地、滩地及未利用地为主,气候干旱、气温偏高、植被生长受限,故NPP值较低。值得注意的是,图3放大图清晰展示了高分辨率影像在NPP估算中的优势:在田

块尺度(如灵武市灌区),可精准呈现田块内部NPP的空间异质性,其中田间道路区域植被NPP较低;在街区尺度(如金凤区街区),能准确刻画城市绿色基础设施的植被NPP特征。相比之下,其他研究^[16]因采用低分辨率遥感数据,常将城市内部植被NPP等同于人工地表处理(近乎为0),导致估算结果被低估。

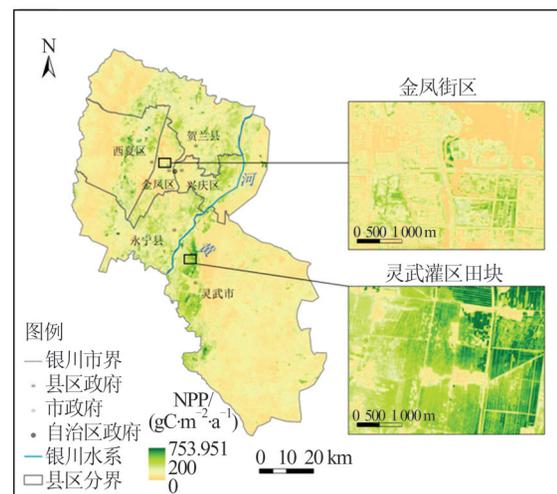


图3 2021年银川市植被NPP空间分布
Fig. 3 Spatial Distribution of Vegetation NPP in Yinchuan City in 2021

3.1.2 NPP 估算结果验证

NPP 的估算结果验证通常采用实测数据对比或不同模型估算结果交叉验证的方式。鉴于 NPP 实测数据的获取难度较大,本文选取已发表的西北干旱地区植被 NPP 相关研究结果,与银川市 2021 年 NPP 估算结果进行交叉对比,具体对比情况如表 3 所示。由表 3 可知,本文估算的银川市 NPP 数值范围与中国西北干旱区域同类研究的结果整体吻合,证实了本文 NPP 估算数据的可靠性。需说明的是,本文采用高分辨率遥感影像开展估算,而不同研究在时点选取、模型参数率定、数据预处理流程及研究区具体地域特征等方面存在天然差异,这些因素均可能导致估算结果产生合理范围内的不确定性,符合区域 NPP 估算的普遍规律。

表 3 NPP 估算结果与其他研究结果对比

Table 3 Comparison of NPP Estimation Results of This Paper and Other Research Results

研究结果	研究时段	研究区域	估算值 ($\text{gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)
本文	2021 年	甘肃省银川市	0~753.95
文献[30]	2000—2015 年	甘肃省石羊河流域	0~884.03
文献[31]	2000—2010 年	甘肃省	0~950.68
文献[32]	2001—2012 年	西北干旱区	2.4~1 636
文献[33]	2001—2014 年	中国	0~1 200

3.1.3 2021 年分季度植被 NPP 时空演变特征

基于 2021 年银川市植被 NPP 季度估算结果,生成银川市 4 个季度月均 NPP 空间分布图,如图 4 所示。由图 4 可见,银川市植被 NPP 的季节性分异特征显著,其季节变化趋势与区域植被物候及农作物生长周期高度吻合。第一、四季度气温偏低且降水量相对稀少,植被多处于非生长期,其中第一季度农作物尚未播种,第四季度农作物已完成收割,因此该两个季度的植被 NPP 值处于全年最低水平,研究区范围内除零星区域外,大部分区域植被 NPP 值趋近于 0。第二、三季度为自然植被与农作物的生长旺盛期,此阶段温度、降水量及太阳辐射均处于植被生长的适宜区间,植被光合作用效率较高,有机物质积累速率加快,植被 NPP 值随之升高,且高值区集中分布于黄河两岸农业灌溉区。具体来看,图 4(b) 显示,第二季度植被 NPP 的绿色覆盖范围较广,其分布区域与各县区农业灌溉区基本重合,但 NPP 高值对应的深绿色区域分布较为零散。图 4(c) 表明,第三季度植被 NPP 绿色覆盖范围相较第

二季度有所缩减,贺兰县中部、永宁县西部等区域表现尤为明显,推测原因在于部分农作物在第三季度完成收割,植被 NPP 值随之显著下降。与此同时,兴庆区的黄河西岸、灵武市黄河东岸等区域的植被 NPP 呈深绿色分布,相较于第二季度增幅明显,这是由于该区域植被在第三季度进入生长旺盛期,植被 NPP 值达到全年峰值。

3.1.4 2015—2021 年第三季度 NPP 时空演变特征

为了进一步探究植被 NPP 的时空演变规律,利用 ArcGIS 栅格计算器工具对 2015 年和 2021 年银川市同一季度(第三季度)植被 NPP 的估算结果进行叠加分析,得到 2015—2021 年第三季度植被 NPP 变化的空间分布图,如图 5 所示,其中不同颜色表征 NPP 的变化趋势与幅度,绿色代表 NPP 增加,红色代表 NPP 下降。由图 5 可知,2015—2021 年银川市第三季度 NPP 大部分区域呈增加趋势,第三季度月均 NPP 从 2015 年的 $3.724 \text{ gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 增至 2021 年 $6.964 \text{ gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$,增幅达到 $3.240 \text{ gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 。植被 NPP 显著增加的区域集中于灵武市西部及兴庆区中北部,该区域为沿黄灌溉农业区,地表覆盖类型以耕地为主且保持稳定。结合区域气候特征分析,气温、降水量及太阳辐射条件的优化为植被生长提供了适宜的光热水资源,是该区域农业用地植被 NPP 显著提升的核心驱动因素。植被 NPP 下降的区域则主要分布在贺兰县中北部、永宁县东南部,图 5 中红色区域的空间分布与城市扩张、城镇化进程中建设用地的扩张范围高度吻合,即因建设用地占用农用地与生态用地,导致区域植被覆盖减少,进而造成植被 NPP 显著下降。此外,图 5 内放大图展示了贺兰山保护区与白芨滩保护区的植被 NPP 变化情况,由可视化结果可知,两大保护区内植被 NPP 均呈明显增加趋势,这一变化得益于近年来区域内持续推进的生态修复工程,通过提升植被覆盖率,有效增强了保护区植被的固碳能力,最终表现为 NPP 的显著增长。

3.2 驱动因子对植被 NPP 非线性影响

由 §3.1 分析可知,银川市植被 NPP 的时空演变格局存在显著空间异质性,亟需进一步明确各类因子对植被 NPP 的影响机制。本文基于 GB-DT 模型,选取预处理的各类数据作为解释变量,从自然因子、土地利用、社会经济三大维度系统探究各因子对植被 NPP 的非线性影响及阈值效应。模型以 2021 年植被 NPP 为被解释变量、以相关驱动因子为解释变量进行拟合分析。

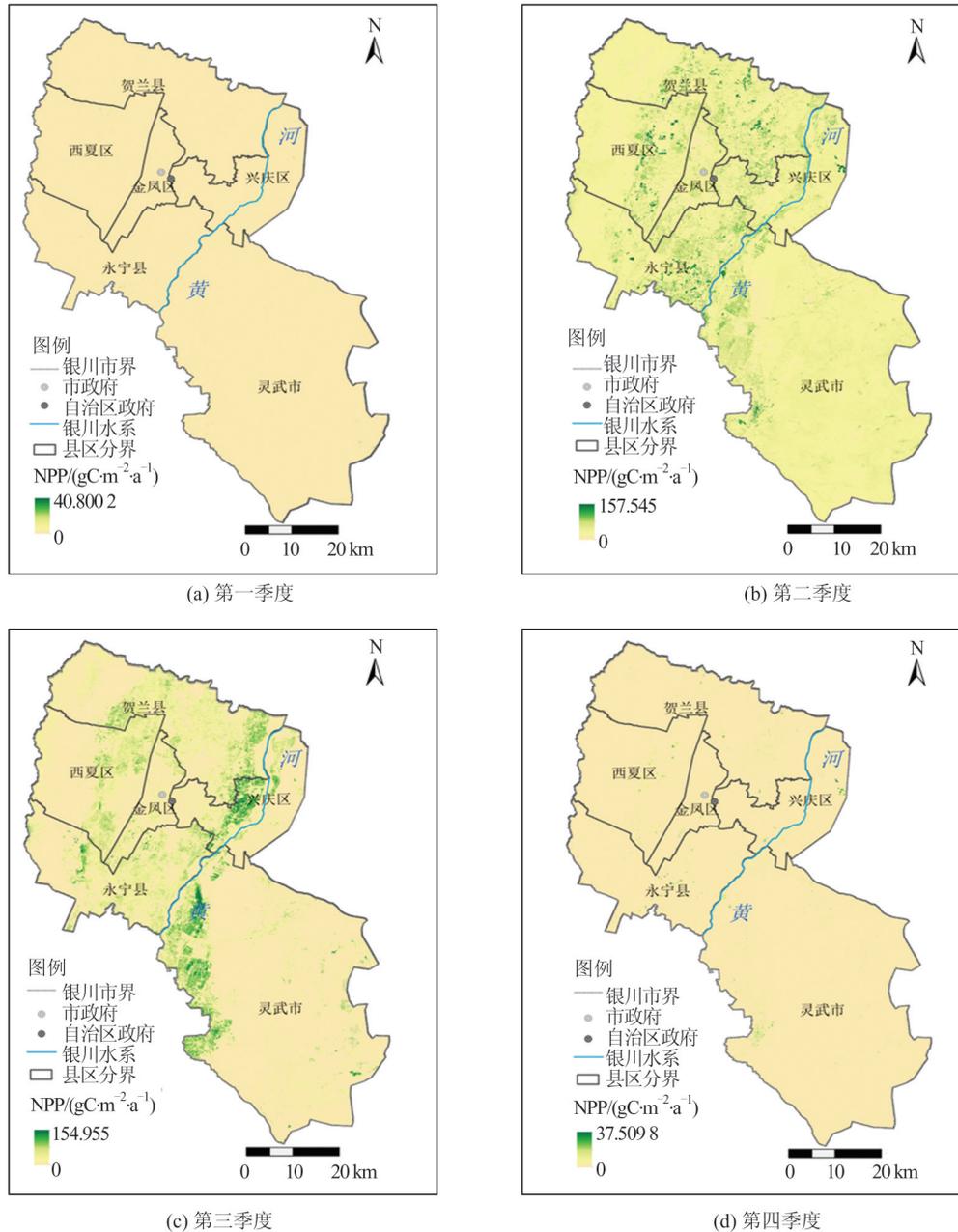


图4 2021年不同季度银川市植被NPP空间分布

Fig. 4 Spatial Distribution of Vegetation NPP of Yinchuan City in Different Seasons of 2021

3.2.1 变量相对重要性

表4呈现了各解释变量对植被NPP的相对重要性,其中所有变量相对贡献之和为100%。2021年数据显示,NDVI的相对贡献最高,达49.45%,作为直接表征植被生长状况的核心指数,其数值高低与植被NPP呈紧密关联,是影响银川市植被NPP的最关键因子。旱地的相对重要性排名第二,显著高于其他土地利用类型,这与银川市旱地资源丰富、农作物种植规模较大的区域特征相符,因此旱地对植被NPP的贡献相对突出。其余土地利用类型的相对重要性均较低(均小于4%),以林地为例,其相对贡献偏低的主

要原因是研究区林地资源分布零散且面积有限,多数样本中林地面积为0,样本同质性较高,导致该变量的解释能力较弱。

土壤有机碳密度、太阳辐射及高程三类自然因子的相对重要性均位列前六,进一步印证了自然因子是影响植被NPP的核心类别。夜间灯光指数与手机信令数据共同表征人类社会经济活动对植被NPP的影响,其中夜间灯光指数的相对贡献为6.11%(排名第四),手机信令数据为3.41%(排名第七),表明人类活动对植被NPP存在一定影响,但影响程度远低于NDVI、土壤有机碳密度等自然因子。气温与降雨作为植被生长

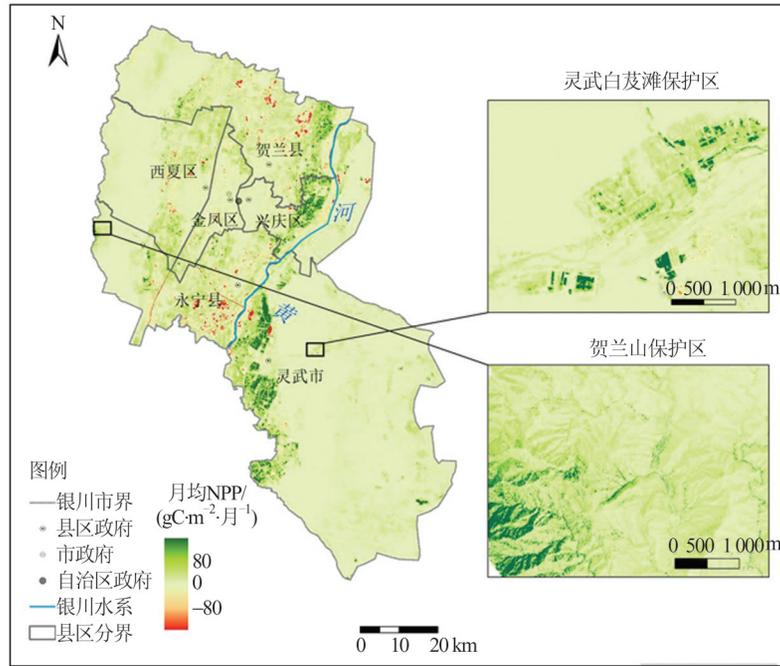


图 5 2015—2021 年银川市第三季度月均植被 NPP 变化

Fig. 5 Changes of Vegetation NPP in the Third Season of Yinchuan City from 2015 to 2021

表 4 2021 年 NPP 变量相对贡献

Table 4 Relative Contribution of Variable NPP

排名	变量	相对贡献%
1	NDVI	49.45
2	旱地	10.26
3	土壤有机碳密度	6.26
4	夜间灯光	6.11
5	高程	5.34
6	太阳辐射	4.89
7	手机信令	3.41
8	水田	2.94
9	建设用地	2.51
10	降雨总量	2.27
11	年均气温	2.25
12	林地	1.51
13	水域	1.50
14	草地	1.30

的关键气象因子,在单一年份的相对贡献较低,推测原因在于研究区气象条件空间异质性较弱,样本中气温、降雨数值的波动范围较小,导致这两个变量的解释能力受限。

3.2.2 自然因子对 NPP 的非线性影响

为了揭示自然因子对植被 NPP 的非线性影响及阈值效应,选取 NDVI、太阳辐射、气温、降雨、土壤有机碳密度及高程六大核心自然因子展开分析,结果如图 6 所示。由图 6(a)可以看出,NDVI 在 0~0.62 范围内时,2021 年 NPP 单调上升,在 NDVI 为 0.03 左右时出现局部峰值,

而当 NDVI 在 0.5~0.62 范围内时,NPP 的上升比前一阶段更为显著,说明当 NDVI 在这一阶段时植被吸收二氧化碳的潜力最大。而当 NDVI 超过 0.62 时,其对 NPP 的促进作用趋于平缓,这是因为植被光合有效辐射吸收比例达到饱和后,其他环境因子(如土壤养分、水分)成为制约 NPP 提升的主导因素。由此可见,NDVI 对植被 NPP 的影响并非线性关系,把握其阈值变化规律是科学提升区域植被固碳潜力的关键。太阳辐射的样本值主要集中在 $5\ 900\ \text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 、 $6\ 100\ \text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 和 $6\ 200\ \text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 等值附近,总体而言随着太阳辐射的上升,NPP 值上升,且当太阳辐射值大于 $6\ 200\ \text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 时,对 NPP 的促进作用显著提升。太阳辐射作为植被光合作用的能量来源,其强度直接决定光热条件优劣,辐射值越高,植被捕获光能的机会越多,光合作用效率越高,固碳能力也随之提升。当土壤有机碳密度在 $10\sim 19\ \text{t}/\text{hm}^2$ 范围内时,NPP 明显上升,而后又显著下降,当超过 $25\ \text{t}/\text{hm}^2$ 时又趋于平稳,说明土壤有机碳对于植被 NPP 的影响也存在显著的阈值效应,随着土壤有机碳密度的增加,植被 NPP 并非线性增加,同时也受到其它因子的调控。当高程在 $1\ 000\sim 1\ 200\ \text{m}$ 时,植被 NPP 逐渐上升,并达到最高值;当高程在 $1\ 200\sim 2\ 500\ \text{m}$ 时,植被 NPP 下降;当高程超过 $2\ 500\ \text{m}$ 时,植被 NPP 又逐渐上升,这一现象可能与植被的垂直梯度分布有关。当高程在 $1\ 200\ \text{m}$ 以下

时,多为平原地区,沿黄灌区农作物是区域植被NPP的主要贡献,NPP较高,而在1 200~2 500 m范围内时,多为荒漠草原,植被较稀疏,当高于2 500 m时,植被多为亚高山针叶林和灌丛,植被NPP又逐渐增加。气象因子对于NPP的非线性影响主要表现在:当年降雨量在100~140 mm之间时,NPP上升显著,而后随着降雨量增大,NPP开始下降;当降雨量在150~200 mm之间时,NPP又显著上升;这一区间也是大部分样本分布的区间,说明降雨量的增加对植被NPP具有促进作用,而当降雨超过200 mm时,NPP趋于稳定。区域年均气温主要分布在10~12℃区间,且随着气温增加,植被NPP下降显著,反映出南部山区较高的气温对植被生长存在明显制约作用。

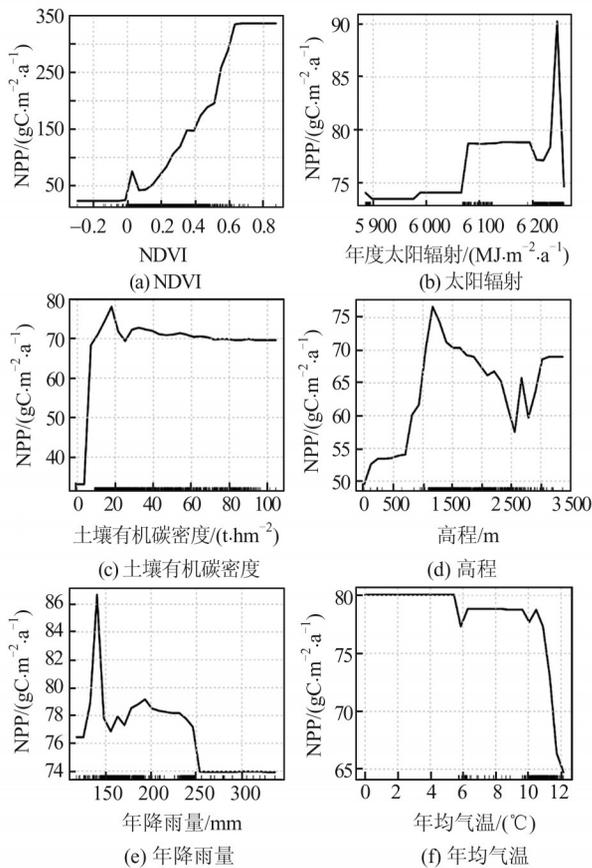


图6 自然因子对植被NPP的非线性影响
Fig. 6 Nonlinear Influence of Natural Factors on Vegetation NPP

3.2.3 土地利用对NPP的非线性影响

为探究土地利用类型对植被NPP的非线性影响,选取旱地、水田、林地、草地、水域及建设用地为核心分析因子,结果如图7所示。旱地和水田对NPP的影响表现出相似的趋势,即随着耕地或水田面积的增加,植被NPP也不断上升(图7(a))。值得注意的是,旱地达到最高面积

时,对应的NPP数值要高于水田达到最高时的NPP数值,反映出旱地和水田不同的植被NPP能力。对于林地而言(图7(c)),随着林地面积的增加,植被NPP迅速上升,在林地达到20 hm²时,植被NPP存在局部低值,后随着林地面积的上升至40 hm²附近时,植被NPP到达最高,说明当林地占比超过一定阈值时,区域植被NPP的水平也会相应达到最高,但随着林地比重的上升,植被NPP开始逐渐下降。可能的原因在于单一土地利用类型下生态系统功能稳定性较弱,且研究区干旱的自然环境限制了野外原始林地的生产力,而城市内人工管护的林地质量更优,这一差异导致大面积野外林地的NPP提升受限。随着草地面积的增加,植被NPP也呈上升趋势,与林地不同的是,当草地面积超过40 hm²后,植被NPP达到最高并趋于稳定,说明当草地面积增加到一定比例后并不能显著提升植被NPP,土地利用结构对于植被NPP的提升至关重要。水域面积为0的样本占比较大,但当水域面积超过80 hm²后,NPP上升显著,原因在于湿地植被具有较高的NPP。建设用地对于植被NPP的非线性规律并不明显,值得注意的是,当建设用地面积超过60 hm²时,植被NPP会显著上升,并在70 hm²附近时达到峰值,这一现象得益于高分辨率遥感影像的应用,能够精准识别城市街区内的人工绿地与城市公园,此类区域的植被生长使城市建设用地的NPP呈现上升特征。

3.2.4 人类活动对NPP的非线性影响

夜间灯光数据可综合表征人类活动的广度与强度,手机信令数据是目前使用较多的反映人口活力及其分布规律的大数据,本文利用GBDT模型探究二者对植被NPP的非线性影响,结果如图8所示。由图8(a)可以看出,当夜间灯光指数达到20时,植被NPP存在最高值,而后植被NPP开始显著下降,直到夜间灯光指数达到50后,植被NPP趋于平稳。说明区域夜间灯光指数在超过20后,人类活动对植被NPP的影响从正向促进转为负向抑制,即人类活动处于合理范围时,可在一定程度上推动植被NPP提升;一旦超过阈值,其负面影响会急剧增强。由图8(b)可以看出,当手机信令用户数在2 000~4 000范围内时,与植被NPP的关系呈N型,即用户数超过2 000时,植被NPP上升显著,并在2 500附近达到最高值,在3 000附近出现

最低值,达到 4 000 后持续下降。这一结果证实,植被 NPP 对人口聚集程度存在复杂的非线性响应,即人口规模维持在合理比例时,对植被 NPP 具有积极作用;但当人口数量超过阈值后,区域生态承载力会随人口增长而下降,进而导致植被 NPP 降低。

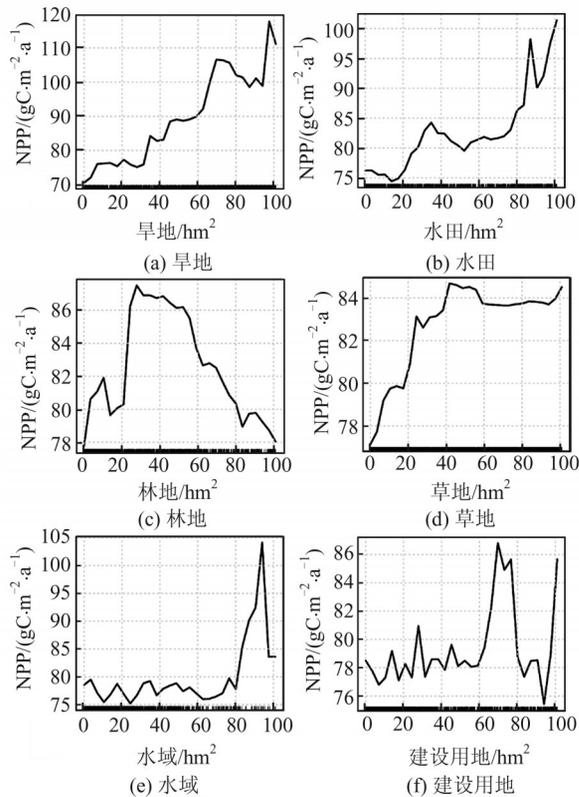


图 7 土地利用对植被 NPP 的非线性影响

Fig. 7 Nonlinear Influence of Land Use on NPP of Vegetation

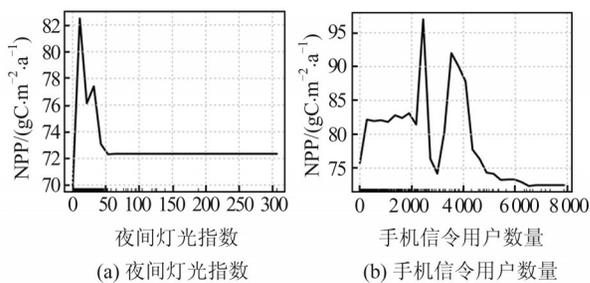


图 8 人类活动对植被 NPP 的非线性影响

Fig. 8 Nonlinear Influence of Human Activities on NPP of Vegetation

4 结 语

本文基于 0.8 m 亚米级高分辨率遥感影像,借助 CASA 对银川市 NPP 进行估算,通过 GDBT 模型系统地探究自然因子、人类活动及土地利用对植被 NPP 的影响,主要结论如下:

1) 银川市 2021 年度植被 NPP 取值范围为 0~753.951 $\text{gC}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$,黄河两岸农业灌溉区是 NPP 高值集中区域,低值区则主要分布于贺兰山东麓及灵武市东部的荒漠、滩地与稀疏草地。此外,高分辨率遥感影像的应用实现了田块尺度、城市街区尺度植被 NPP 的精细化空间制图,为城市碳监测与管理提供了精细化技术支撑。

2) 银川市植被 NPP 的季节性特征显著,其季节变化趋势与植被物候及农作物生长周期高度契合。其中,第一、四季度 NPP 值最低,第二、三季度植被 NPP 相对较高,且该两季度农作物 NPP 高值覆盖范围最广。2015—2021 年第三季度植被 NPP 整体呈增长趋势,但城市扩张、城镇化进程引发的土地利用变化,导致局部区域植被 NPP 下降显著;而贺兰山国家自然保护区、白芨滩国家级自然保护区得益于近年来系列生态修复工程的持续推进,其植被 NPP 显著提升。

3) 银川市自然因子、土地利用和人类活动对植被碳汇均存在显著影响,且表现出明显的阈值效应,其中自然因子对植被 NPP 的相对贡献高于另两类因子。NDVI、土壤有机碳密度、高程、气温及降雨等自然因子对植被 NPP 存在显著阈值效益,例如 NDVI 超过 0.6 后,对植被 NPP 的提升作用不明显;且植被 NPP 存在明显的垂直高程梯度分布特征,科学把握该规律可为提升区域植被固碳潜力提供依据。不同土地利用类型对植被 NPP 的非线性影响存在差异,例如旱地的 NPP 阈值高于水田,表明优化土地利用结构与空间布局对提升植被 NPP 具有重要意义。人类活动处于合理区间时,可在一定程度上促进植被 NPP;一旦超过特定阈值,其对植被的负面影响将急剧增强,其中人口规模超过阈值后,人口数量越大,区域生态承载力越低,植被 NPP 随之下降,表明植被 NPP 对人类活动的响应呈现复杂非线性特征。

本文通过高分辨率影像估算植被 NPP,有效提升了 NPP 空间分布的精细化程度,但受限于遥感影像的时相覆盖与数据质量,尚未能实现对更长时间序列及较短时间间隔(月度)植被 NPP 的精准估算。此外,植被物候的时空异质性导致同一季度内植被生长状况存在差异,进而增加了估算结果的不确定性。未来可在本文研究基础上,兼顾遥感影像的空间分辨率与时间分辨率,深入探究更长时间跨度下植被 NPP

时空演变规律。

在以往基于线性模型的研究中^[12,21],各影响因子的系数在全局范围内保持固定。本文GBDT模型结果显示,自变量对植被NPP的影响斜率并非恒定,在局部区间的影响强度存在显著差异。模型生成的局部相关图可更精细地刻画各类因子对NPP的影响趋势,为决策者识别关键变量阈值、深入解析植被NPP的复杂作用机理提供支撑。此外,由于植被NPP估算具有较强的地域性特征,本文得出的阈值规律在其他区域的普适性仍需进一步验证。

参 考 文 献

- [1] LE QUÉRÉ C, RAUPACH M R, CANADELL J G, et al. Trends in the Sources and Sinks of Carbon Dioxide [J]. *Nature Geoscience*, 2009, 2 (12): 831-836.
- [2] WANG B, GAO P, NIU X, et al. Policy-Driven China's Grain to Green Program: Implications for Ecosystem Services [J]. *Ecosystem Services*, 2017, 27: 38-47.
- [3] WU D H, PIAO S L, ZHU D, et al. Accelerated Terrestrial Ecosystem Carbon Turnover and Its Drivers [J]. *Global Change Biology*, 2020, 26(9): 5052-5062.
- [4] 朴世龙, 方精云, 郭庆华. 1982—1999年我国植被净第一性生产力及其时空变化 [J]. 北京大学学报(自然科学版), 2001, 37(4): 563-569.
PIAO Shilong, FANG Jingyun, GUO Qinghua. Terrestrial Net Primary Production and Its Spatio-temporal Patterns in China During 1982—1999 [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinesis*, 2001, 37(4): 563-569.
- [5] 孙金珂, 牛海鹏, 袁鸣. 中国陆地植被生态系统NPP空间格局变迁分析 [J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 162-168.
SUN Jinke, NIU Haipeng, YUAN Ming. Spatial Pattern Change and Analysis of NPP in Terrestrial Vegetation Ecosystem in China [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(6): 162-168.
- [6] 王丽霞, 张海旭, 刘招, 等. 一种净初级生产力格局模拟及预测耦合模型 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1756-1765.
WANG Lixia, ZHANG Haixu, LIU Zhao, et al. A Coupling Model of Net Primary Productivity Pattern Simulation and Prediction [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46 (11): 1756-1765.
- [7] 马忠学, 崔惠娟, 葛全胜. 基于植被动态模式预估中国植被净初级生产力变化格局 [J]. 地理学报, 2022, 77(7): 1821-1836.
MA Zhongxue, CUI Huijuan, GE Quansheng. Prediction of Net Primary Productivity Change Pattern in China Based on Vegetation Dynamic Models [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2022, 77 (7): 1821-1836.
- [8] 毕凡, 潘竞虎. 2000年以来中国潜在植被净初级生产力的时空分布模拟 [J]. 生态学报, 2022, 42 (24): 10288-10296.
BI Fan, PAN Jinghu. Simulation of Temporal and Spatial Distribution of Potential Net Primary Productivity of Vegetation in China Since 2000 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(24): 10288-10296.
- [9] RUI MY A, SAUGIER B, DEDIEU G. Methodology for the Estimation of Terrestrial Net Primary Production from Remotely Sensed Data [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 1994, 99 (D3): 5263-5283.
- [10] POTTER C S, RANDERSON J T, FIELD C B, et al. Terrestrial Ecosystem Production: A Process Model Based on Global Satellite and Surface Data [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 1993, 7 (4): 811-841.
- [11] 陈福军, 沈彦俊, 李倩, 等. 中国陆地生态系统近30年NPP时空变化研究 [J]. 地理科学, 2011, 31 (11): 1409-1414.
CHEN Fujun, SHEN Yanjun, LI Qian, et al. Spatio-temporal Variation Analysis of Ecological Systems NPP in China in Past 30 Years [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2011, 31(11): 1409-1414.
- [12] 施亚林, 曹艳萍, 苗书玲. 黄河流域草地净初级生产力时空动态及其驱动机制 [J]. 生态学报, 2023, 43(2): 731-743.
SHI Yalin, CAO Yanping, MIAO Shuling. Spatio-temporal Dynamics of Grassland Net Primary Productivity and Its Driving Mechanisms in the Yellow River Basin [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43 (2): 731-743.
- [13] 王伦澈, 龚威, 张淼, 等. 武汉地区植被NPP动态监测研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(5): 548-552.
WANG Lunche, GONG Wei, ZHANG Miao, et al. Dynamic Monitoring of Vegetation NPP in Wuhan Based on MODIS [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38 (5): 548-552.
- [14] 张懿铨, 祁威, 周才平, 等. 青藏高原高寒草地净初级生产力(NPP)时空分异 [J]. 地理学报, 2013,

- 68(9): 1197-1211.
- ZHANG Yili, QI Wei, ZHOU Caiping, et al. Spatial and Temporal Variability in the Net Primary Production (NPP) of Alpine Grassland on Tibetan Plateau from 1982 to 2009[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(9): 1197-1211.
- [15] 闫妍, 覃金华, 房磊, 等. 湖南省植被净初级生产力时空动态及其与气候因素的关系[J]. *生态学杂志*, 2022, 41(8): 1535-1544.
- YAN Yan, QIN Jinhua, FANG Lei, et al. Spatio-temporal Dynamics of Vegetation Net Primary Productivity and Its Relationships with Climatic Factors in Hunan Province[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2022, 41(8): 1535-1544.
- [16] 管小彬, 沈焕锋, 甘文霞, 等. 基于 Landsat TM/ETM+ 影像的武汉市冬季 NPP 估算及其时空变化分析[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(5): 884-890.
- GUAN Xiaobin, SHEN Huanfeng, GAN Wenxia, et al. Estimation and Spatiotemporal Analysis of Winter NPP in Wuhan Based on Landsat TM/ETM+ Images [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30(5): 884-890.
- [17] ZHANG Y, HU Q W, ZOU F L. Spatio-temporal Changes of Vegetation Net Primary Productivity and Its Driving Factors on the Qinghai-Tibetan Plateau from 2001 to 2017[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8): 1566.
- [18] GE W Y, DENG L Q, WANG F, et al. Quantifying the Contributions of Human Activities and Climate Change to Vegetation Net Primary Productivity Dynamics in China from 2001 to 2016[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 773: 145648.
- [19] 刘凤, 曾永年. 近 16 年青海高原植被 NPP 时空格局变化及气候与人为因素的影响[J]. *生态学报*, 2019, 39(5): 1528-1540.
- LIU Feng, ZENG Yongnian. Spatial-Temporal Change in Vegetation Net Primary Productivity and Its Response to Climate and Human Activities in Qinghai Plateau in the Past 16 Years[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(5): 1528-1540.
- [20] 杨丹, 王晓峰. 黄土高原气候和人类活动对植被 NPP 变化的影响[J]. *干旱区研究*, 2022, 39(2): 584-593.
- YANG Dan, WANG Xiaofeng. Contribution of Climatic Change and Human Activities to Changes in Net Primary Productivity in the Loess Plateau[J]. *Arid Zone Research*, 2022, 39(2): 584-593.
- [21] GALSTER G C. Nonlinear and Threshold Effects Related to Neighborhood: Implications for Planning and Policy [J]. *Journal of Planning Literature*, 2018, 33(4): 492-508.
- [22] ELITH J, LEATHWICK J R, HASTIE T. A Working Guide to Boosted Regression Trees [J]. *Journal of Animal Ecology*, 2008, 77(4): 802-813.
- [23] 崔叙, 喻冰洁, 杨林川, 等. 城市轨道交通出行的时空特征及影响因素非线性机制: 基于梯度提升决策树的成都实证[J]. *经济地理*, 2021, 41(7): 61-72.
- CUI Xu, YU Bingjie, YANG Linchuan, et al. Spatio-temporal Characteristics and Non-Linear Influencing Factors of Urban Rail Transit: The Case of Chengdu Using the Gradient Boosting Decision Tree [J]. *Economic Geography*, 2021, 41(7): 61-72.
- [24] 全照民, 安睿, 刘耀林. 建成环境对居民通勤方式选择的影响: 以武汉市城中村为例[J]. *地理科学进展*, 2021, 40(12): 2048-2060.
- TONG Zhaomin, AN Rui, LIU Yaolin. Impact of the Built Environment on Residents' Commuting Mode Choices: A Case Study of Urban Village in Wuhan City [J]. *Progress in Geography*, 2021, 40(12): 2048-2060.
- [25] 朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算[J]. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424.
- ZHU Wenquan, PAN Yaozhong, ZHANG Jinshui. Estimation of Net Primary Productivity of Chinese Terrestrial Vegetation Based on Remote Sensing [J]. *Journal of Plant Ecology*, 2007, 31(3): 413-424.
- [26] 毛亚萍, 房世峰. 基于机器学习的参考作物蒸散量估算研究[J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(8): 1692-1701.
- MAO Yaping, FANG Shifeng. Research of Reference Evapotranspiration's Simulation Based on Machine Learning [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2020, 22(8): 1692-1701.
- [27] CHUNG Y S. Factor Complexity of Crash Occurrence: An Empirical Demonstration Using Boosted Regression Trees [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2013, 61: 107-118.
- [28] FRIEDMAN J H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine [J]. *The Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-1232.
- [29] 李建春, 袁文华. 基于 GIS 格网模型的银川市土地生态安全评价研究[J]. *自然资源学报*, 2017, 32(6): 988-1001.
- LI Jianchun, YUAN Wenhua. Assessment of Ur-

- ban Land Ecological Security in Yinchuan City Based on the Grid Method[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(6): 988-1001.
- [30] 负银娟. 2000—2015年石羊河流域植被碳汇时空变化及影响因子研究[D]. 兰州: 西北师范大学, 2018.
- YUAN Yinjuan. Spatial-Temporal Simulation of Vegetation Carbon Sink and Its Influential Factors in Shiyang River Basin from 2000 to 2015[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2018.
- [31] 刘春雨, 董晓峰, 刘英英, 等. 甘肃省净初级生产力时空变化特征[J]. *中国人口·资源与环境*, 2014, 24(1): 163-170.
- LIU Chunyu, DONG Xiaofeng, LIU Yingying, et al. Spatial Differences of Net Primary Productivity in Gansu Province[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2014, 24(1): 163-170.
- [32] 潘竞虎, 文岩. 中国西北干旱区植被碳汇估算及其时空格局[J]. *生态学报*, 2015, 35(23): 7718-7728.
- PAN Jinghu, WEN Yan. Estimation and Spatial-Temporal Characteristics of Carbon Sink in the Arid Region of Northwest China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35(23): 7718-7728.
- [33] 刘刚, 孙睿, 肖志强, 等. 2001—2014年中国植被净初级生产力时空变化及其与气象因素的关系[J]. *生态学报*, 2017, 37(15): 4936-4945.
- LIU Gang, SUN Rui, XIAO Zhiqiang, et al. Analysis of Spatial and Temporal Variation of Net Primary Productivity and Climate Controls in China from 2001 to 2014 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(15): 4936-4945.