



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 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
作者: 谢怡凡, 刘耀林, 庞博文, 谢颖祺, 甘忠瑞, 曹佳琳, 王楠楠, 全照民
DOI: 10.13203/j.whugis20230157
收稿日期: 2023-12-20
网络首发日期: 2024-01-18
引用格式: 谢怡凡, 刘耀林, 庞博文, 谢颖祺, 甘忠瑞, 曹佳琳, 王楠楠, 全照民. 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/OL]. 武汉大学学报(信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20230157>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20230157

引用格式：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), 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230157 (XIE Yifan, LIU Yaolin, PANG Bowen, et al. Study on Estimation of Net Primary Productivity Based on High Resolution Remote Sensing Image and Its Influencing Factors in Yinchuan City[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230157)

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} 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

摘要: 植被净初级生产力(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, 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, 基于CASA模型利用亚米级高分辨率遥感影像、气候、土地利用等数据估算研究区2015年和2021年不同季度植被NPP并分析其时空演变特征, 采用梯度提升决策树(GBDT)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: 1)2021年银川市植被NPP在 $0-753.951 \text{ g C} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$, 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。2)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。3)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, 建设用地中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: 银川市; 净初级生产力; CASA模型; 非线性

Study on Estimation of Net Primary Productivity Based on High Resolution Remote Sensing Image and Its Influencing Factors in Yinchuan City

XIE Yifan¹ LIU Yaolin^{1,2} PANG Bowen¹ XIE Yingqi¹ GAN Zhongrui¹ CAO Jialin¹ WANG Nannan¹
TONG Zhaomin¹

1 School of Resources and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China

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

Abstract: Objectives: Net primary productivity (NPP) of vegetation is an important factor to monitor the carbon cycle process of regional terrestrial ecosystem and regional carbon sources and sinks. Estimating NPP of vegetation and revealing its evolution characteristics and its response to natural and human factors are of great significance to the sustainable development of regional ecosystem.

Methods: Taking Yinchuan as an example, based on Carnegie-Ames-Stanford Approach(CASA) model 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

收稿日期: 2023-12-20

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(42230107)

第一作者: 谢怡凡, 博士研究生。E-mail: yifan_xie@whu.edu.cn

通讯作者: 刘耀林, 博士, 教授。E-mail: yaolin610@163.com

of vegetation. **Results:** 1) The NPP of vegetation in Yinchuan was $0-753.951 \text{ g C}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$, and the high value areas were concentrated in the agricultural irrigation areas along the Yellow River. The detailed spatial distribution maps of NPP of field scale and urban block scale were obtained with high-resolution images used in the estimation of NPP, which also improves the estimation accuracy. 2) The seasonal variation trend of vegetation NPP in Yinchuan was consistent with vegetation phenology and crop growth cycle. In the third quarter of 2015-2021, the NPP of vegetation showed an overall increasing trend, while the local NPP decreased significantly due to the occupation of cultivated land by urban expansion, while the NPP of vegetation in ecological protection areas increased significantly. 3) Natural factors such as NDVI soil organic carbon density, elevation, rainfall, etc. had significant threshold effects on NPP, and the relative contribution of NDVI is the largest, when it exceeded 0.6, it had no obvious promotion effect on NPP of vegetation. The threshold of NPP of dry land was higher than that of paddy field, and construction land played a positive role in NPP when urban green foundation in the construction land reaches a certain proportion. When human activities are in a certain range, they can promote NPP of vegetation to a certain extent. When the population exceeds the threshold, the larger the population, the lower the ecological carrying capacity, and the lower the NPP of vegetation. **Conclusions:** In this study, high-resolution images are used to estimate vegetation NPP, which improves the refine degree of spatial distribution of vegetation NPP. The seasonal characteristics of vegetation NPP in Yinchuan city are significant, and the changing trend of NPP with seasons is consistent with vegetation phenology and crop growth cycle. Natural factors, land use and human activities in Yinchuan city have significant effects on vegetation carbon sink with significant threshold effects. Natural factors have a greater relative contribution to vegetation NPP than the other two factors.

Key words: Yinchuan City; net primary productivity; CASA model; nonlinear relationship

0 引言

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)表示植被减去自身呼吸作用消耗后光合作用的有机物净积累量^[4],是表征植被固碳能力区域生态系统功能的理想指标^[5],也是监测陆地生态系统生态碳循环过程,估算区域碳源、碳汇的重要因子^[6],在全球气候变化、碳监测与管理与可持续发展等领域极具研究潜力^[7-8]。定量估算区域植被 NPP,厘清不同因子对 NPP 的作用,是评估区域植被生长状况,监测区域碳平衡的关键和基础。

随着遥感观测技术不断发展以及对生态系统过程机理的认识不断加深,基于遥感数据估算植被 NPP 的方法成为热点,主要包括统计模型、生态系统过程模型以及参数模型^[9]。基于光能利用率的家 CASA(Carnegie-Ames-Stanford Approach)模型是目前结合遥感技术运用最广泛的参数模型^[10],该模型充分发挥遥感技术监测范围广、时效性强、成本低、空间分辨率高等技术优势在国家尺度^[11],流域尺度^[12],区域尺度^[13]的植被 NPP 估算研究中应用广泛。朴世龙等^[4]最早利用 CASA 模型对我国 1982-1998 年陆地生态系统植被 NPP 进行了估算,首次分析了全国尺度植被 NPP 的时空演变特征。张镱铨等^[14]基于 CASA 模型和空间分辨率为 8 km 的 GIMMS 遥感数据对 1982-2009 年青藏高原高寒草地 NPP 的时空分布特征进行了探究,明确了区域草地 NPP 总体改善局部下降的特点;闫妍等^[15]则使用 250m 的 MODIS 月度数据分析了 2000-2019 年湖南省植被 NPP 时空动态及其与气候因素的关系,指出气候因素对于植被 NPP 的重要作用;管小彬等^[16]则利用更高分辨率的 Landsat 影像(30m 分辨率)估算 2001-2010 年武汉市冬季 NPP,并进一步揭示其时空变化特征。上述学者分别借助不同来源,不同时空分辨率的遥感影像开展不同区域尺度植被 NPP 时空演变特征的研究,研究结果随着研究尺度以及遥感影像分辨率的提高而逐步深入。显然使用高空间分辨率的遥感数据不仅可以提高植被 NPP 估算中研究结果空间分布的细节特征,同时可以提高参数模型估算植被 NPP 的精度,拓展碳汇监测领域高分辨遥感影像的应用样本,但目前仍缺乏更高精度如亚米级遥感影像估算植被 NPP 研究。

同时,大量研究表明植被 NPP 作为复杂生态系统过程的重要指标受到气候变化、土地利用、人类活动等综合作用^[17-18]。刘凤等^[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。杨丹等^[20]利用相关性、残差分析等方法,定量分析了气候变化和人类活动对植被 NPP 变化的影响。上述研究多利用线性回归^[12]或偏相关的方法探究气候以及人类活动等对植被 NPP 的作用,不能解决变量间存在的多重共线性,且可能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, 能够反映响应变量与预测变量之间的非线性关系^[21], 拟合解释变量在不同范围内对被解释变量的影响, 而不是生成固定的系数, 相较于传统的多元线性回归和离散选择模型显著增强了模型的可解释性^[22], 近年来在交通地理^[23], 建成环境^[24]等研究领域的驱动因素探究中应用广泛。显然自然和人文因素对植被 NPP 的影响并非简单线性“驱动-响应”的关系^[20], 因此借助 GBDT 模型可以进一步揭示各因子变量在不同范围内对植被 NPP 的复杂作用机理, 可为理解区域陆地生态系统碳循环过程以及碳监测与管理提供科学依据。

综上所述, 目前缺乏利用高分辨率遥感数据估算植被 NPP 的研究样本, 而针对 NPP 影响因素的分析大多未能考虑非线性的影响和阈值效应。因此本研究选取银川市为研究区, 结合亚米级高分辨率遥感影像、气候、土地利用等数据, 基于 CASA 模型估算研究区 2015 和 2021 年不同季度植被 NPP 并分析其时空演变特征。采用梯度提升决策树 (GBDT) 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, 以期为区域碳监测与管理及双碳战略的实施提供科学依据。

1 研究区概况

银川市介于北纬 37° 29' ~38° 52', 东经 105° 48' ~106° 52', 地处黄河流域中上游, 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、西北地区重要中心城市。地域总面积约为 9025 平方千米, 全市下辖 3 个区、2 个县、代管 1 个县级市, 如图 1。海拔在 1000~3600m, 年均降雨在 178~200mm, 年均气温在 9.5℃~11℃, 气温由北向南逐步升高, 为典型的温带大陆性干旱气候。境内地形地貌变化多样, 西部有贺兰山, 中部为银川平原, 东部为山区台地。黄河在境内由南向北穿过, 农业灌溉发达, 是重要商品粮基地, 被誉为“塞上江南”。银川市土地覆盖类型主要以草地、耕地及林地为主, 银川市草地面积占比最大为 29.18%, 耕地面积占 15.58%, 林地面积占 10.32%。近年来大力推进黄河流域生态保护, 贺兰山矿山生态修复等保护与修复工程, 自然生态系统状况总体稳定向好, 是进行本研究的理想样本。

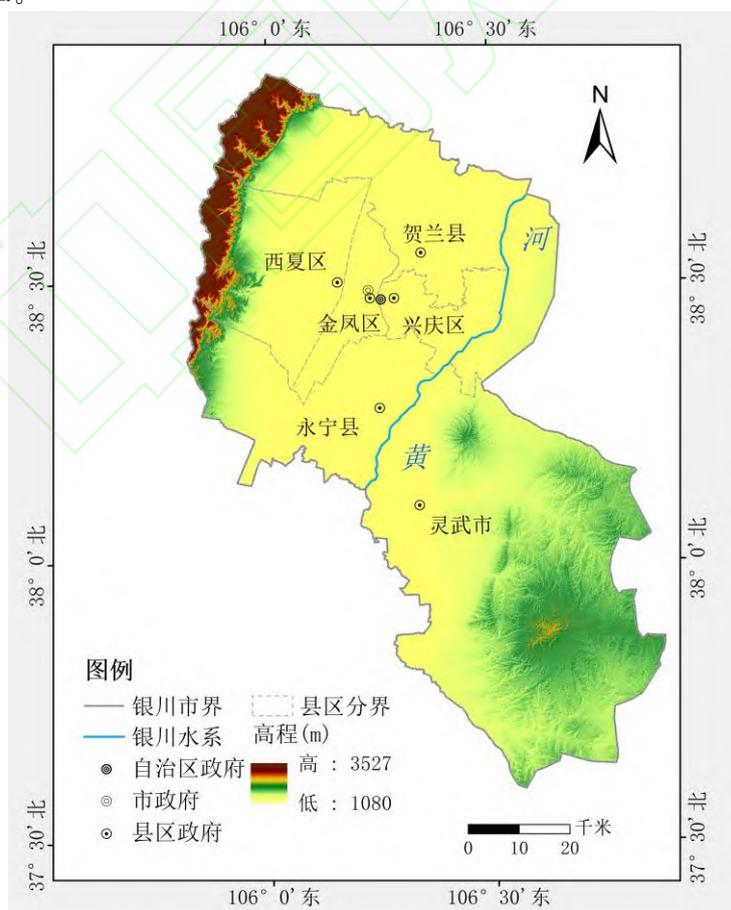


图 1 研究区概况

Fig.1 General situation of study area

2 数据与方法

2.1 数据来源

归一化植被指数 (NDVI)、太阳辐射、植被覆盖类型、气象等数据是基于 CASA 模型估算植被 NPP 的基础。为确保多源数据计算的稳健性和科学性, 本研究所使用的数据都进行了空间化处理, 并统一使用 CGCS2000_3_Degree_GK_Zone_35 投影坐标系, 数据来源如表 1 所示。

遥感影像数据是由宁夏自然资源信息中心提供的 0.8m 分辨率分季度四波段正射影像 (蓝色波段、绿色波段、红色波段和近红外波段)。需要说明的是正射四波段影像均是由全色波段和多光谱波段融合后再进行系列影像处理生成的产品。此外受限于原始影像质量 (噪声、云量等), 高分辨率遥感影像生产时的影像时相只能以季度为时间间隔。同时 2015 年四波段原始影像只有第三季度影像满足生产要求, 因此本研究在确保估算科学性的前提下选择 2021 年四个季度影像 (1-3 月为第一季度, 4-6 月为第二季度, 7-9 月为第三季度, 10-12 月为第四季度), 2015 年第三季度影像进行 NDVI 的估算。利用 ArcGIS 的创建栅格图层工具提取四波段影像中红色波段影像图层 (R) 和近红外波段影像图层 (NIR), 并根据栅格计算器进行波段计算, 获取研究区 NDVI, 公式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

土地覆盖数据来源于银川市历年地理国情地表覆盖数据, 并根据研究需要将矢量数据转为栅格数据。

气温和降雨数据来源于资源环境科学数据中心提供的气象站点逐日数据, 进行数据预处理后, 并通过克里金插值的方法将其转化为栅格数据。

土壤有机碳密度数据来源于国家地球系统科学数据中心, 数据为栅格格式, 原始分辨率为 250m, 使用土壤有机碳密度来探究土壤性质对植被 NPP 的影响。

太阳辐射数据来源于美国国家航空航天局 (NASA) 网站中云和地球辐射能量系统能量平衡和填充 (EBAF) 大气层顶部 (TOA) 和地表月平均值数据集, 空间分辨率为 0.1° 。

夜间灯光数据来源于美国国家环境信息中心 (National Centers for Environmental Information, NCEI) 地球观测组 (Earth Observation Group, EOG) 的来源于 NPP-VIIRS 合成数据, 空间分辨率为 500 m。

手机信令数据来源于中国联通公司手机信令数据, 经数据清洗后识别出核心居住人口数据。

高程数据来源于地理空间数据云的 SRTM 90m DEM 产品, 空间分辨率为 90m。

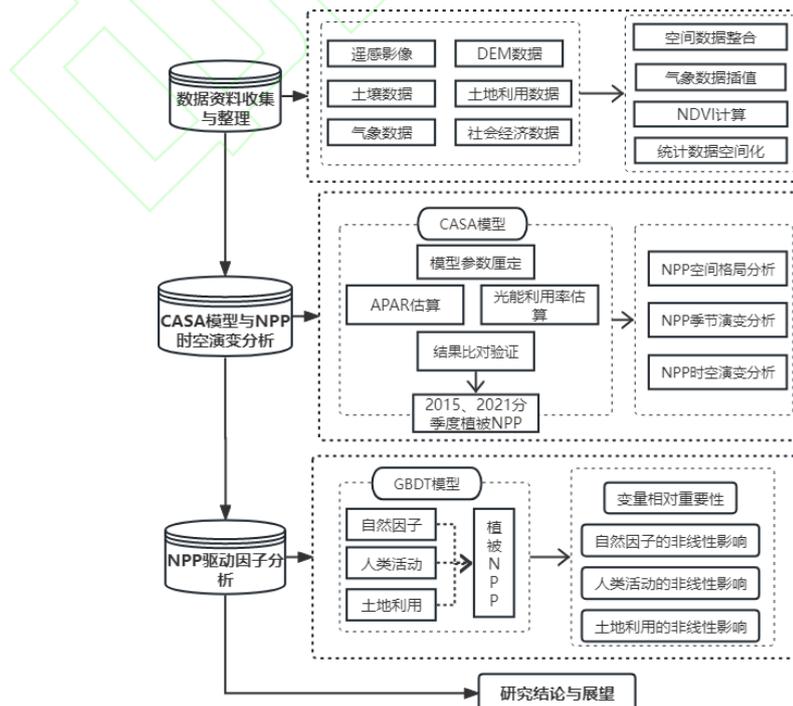


图2 总体研究框架

Fig.2 Overall research framework

本研究总体框架如图2所示,在获取研究相关数据的基础上,首先对数据进行预处理与空间化,借助Python与ArcGIS平台的集成实现CASA模型,得到研究区NPP估算结果,比对验证后进行NPP时空格局与演变规律分析,再进一步利用GBDT模型探究各驱动因子对NPP的非线性影响,最后得到研究结论与展望。

表1 数据来源

Tab. 1 Data sources

数据/参数名称	时间	数据来源	备注
遥感影像数据	2015、2021	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、2021	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
气温数据	2015、2021	资源环境科学数据中心	http://www.resdc.cn
土壤数据	2017	国家地球系统科学数据中心	http://www.loess@ms.iswc.ac.cn
降水数据	2015、2021	资源环境科学数据中心	http://www.resdc.cn
太阳辐射量数据	2015、2021	NASA/POWER项目	https://power.larc.nasa.gov
夜间灯光数据	2015、2021	美国国家环境信息中心网站	https://www.earthobservations.org
手机信令数据	2021	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	地理空间数据云	https://www.gsccloud.cn

2.2 研究方法与指标预处理

2.2.1 NPP的估算

本文选用朱文泉等改进的CASA模型^[25](Carnegie-Ames-Stanford Approach)估算银川市植被NPP。它主要是结合遥感数据、温度数据、降水数据、太阳辐射数据以及植被类型等数据来共同驱动,该模型中的植被净初级生产力(NPP)是由植被吸收的光合有效辐射(APAR)和光能转化率(ϵ)来确定,其模型表达式为:

$$NPP(x, t) = APAR(x, t) \times \epsilon(x, t) \quad (2)$$

其中, $NPP(x, t)$ 为像元 x 在 t 月份的净初级生产力值 ($gC \cdot m^{-2} \cdot month^{-1}$); $APAR(x, t)$ 为像元 x 在 t 月份吸收的光合有效辐射 ($MJ \cdot m^{-2} \cdot month^{-1}$),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 ($gC \cdot MJ^{-1}$),与气温、降雨以及植被类型有关。本文参考朱文泉等^[23]等文献资料厘定模型相关参数。

2.2.2 梯度提升决策树(GBDT)

梯度提升决策树(GBDT)是一种集成多个弱分类器的机器学习方法^[24],该模型可以输出解释变量与被解释变量之间的潜在非线性关系曲线,进一步揭示各因子对植被NPP影响的阈值效应。作为数据驱动算法,GBDT虽无法进行显著性检验或提供系数的置信区间^[21],变量的实际意义是本研究关注的重点,其统计学推断则需弱化;其次,GBDT模型和其他机器学习模型一样,存在过拟合的可能,通过多重交叉验证的方法来降低过拟合的影响,将原始数据集分为5个部分,在每次迭代中使用其中4个不同的子集进行拟合,由剩余的子集进行验证^[26]。

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]:

$$f(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) = \sum_{m=1}^M \beta_m h(x; a_m) \quad (3)$$

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, Friedman 提出梯度提升算法^[28]估计 β_m , 具体如下:

首先初始化决策树如下:

$$f_0(x) = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N L(y_i, \beta) \quad (4)$$

对于所有 N 个样本的总损失函数 L_{all} 为:

$$L_{all} = \sum_{i=1}^N L(y_i, f_m(x_i)) \quad (5)$$

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:

$$\tilde{y}_{im} = - \left\{ \frac{\partial L[y_i, f(x_i)]}{\partial f(x_i)} \right\}_{f=f_{m-1}} \quad (6)$$

计算梯度下降步长为:

$$\beta_m = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N L[y_i, f_{m-1}(x_i) + \beta h(x_i; a_m)] \quad (7)$$

将式(13)结果带入至模型，同时引入学习率 ξ 来控制每个基础树的贡献：

$$f_m(x) = f_{m-1}(x_i) + \xi \beta_m h(x; a_m) \quad (0 < \xi \leq 1) \quad (8)$$

本研究选取 5000 棵决策树，将学习率 ξ 定为 0.001，较小的学习率可以改善模型的预测效果，但需要和运行时间进行权衡。

2.2.3 数据和指标预处理

本研究使用数据包括银川市 2021 年 NPP 作为被解释变量，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，分别从自然因子、土地利用和社会经济等层面来探究各因子对植被碳汇的非线性影响以及阈值效应。

根据以往研究中研究区大小与格网大小的关系^[29]，综合考虑处理效率以及样本特征分布的差异性，比较分析后选择 1km 格网来提取 2021 年度 NPP 以及对应因子气温，降雨，太阳辐射，高程，各地类面积，夜间灯光，手机信令数据的格网特征值生成研究样本，剔除异常值后共获得 7260 条有效样本信息。需要说明的是：取格网内土地利用数据的面积为样本特征值；夜间灯光数据可综合表征人类活动的广度与强度，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以及驻留时间进行处理和识别，并统计每个格网中核心用户居住人口，用来反映人类活动对植被碳汇的影响。

虽然梯度提升决策树(GBDT)模型能够弱化变量共线性，但为避免高相关性变量对模型现实意义的影响，对自变量进行多重共线性检验。在保证指标体系完整性的同时，剔除共线性度较高的 1 个变量即未利用地，最终选择 VIF(方差膨胀系数)均小于 11 的 13 个自变量。具体指标设计如表 2 所示。

表 2 变量样本统计及共线性诊断

Tab. 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	MJ · (m ² a)	6048	100.2	5886	6,259	1.78
	降雨总量	mm	182.9	52.85	117.8	336.7	9.58
	年均气温	℃	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	7882	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	2.2

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

根据 CASA 模型计算得到银川市 2021 年四个季度植被 NPP，在 ArcGIS 中使用栅格计算器累加求和得到 2021 年银川市年度植被 NPP (如图 3)。银川市年度 NPP 的范围在 0-753.951 gC · m⁻² · a⁻¹，均值为 81.183 gC · m⁻² · a⁻¹。植被 NPP 空间分布差异较大，整体呈现出北高南低、西高东低的分布特征。总体而言沿黄河两岸的农业灌溉区是植被 NPP 高值集中区域。具体而言，在贺兰县东部和南部、西夏区东部、永宁县东部、兴庆区北部和灵武市西北部地区 NPP 值较高。上述区域为银川平原核心区域，光热资源丰富，灌溉水网、湿地和湖泊分布较为密集，植被以及农作物长势相对更好；在贺兰山东麓和灵武市东部、中部地区 NPP 值较低，这些区域大部分为稀疏草地、滩地和未利用地，气候干旱，温度较高，不利于植被生长，因此植被 NPP 较低。此外，如图 3 所示，本研究采用高分辨率影像估算植被 NPP，可得到田块尺度如灵武市灌区田块

NPP 空间分布图，可以发现田块内部植被 NPP 存在明显空间异质性，田间道路植被 NPP 较低。在街区尺度如金凤街区植被 NPP 空间分布图中，城市绿色基础设施的植被 NPP 可以得到精准刻画，而其它研究^[16]使用的遥感数据分辨率过低，城市内部的植被 NPP 通常被视为和人工地表一样近乎为零的值，将造成植被 NPP 的低估。

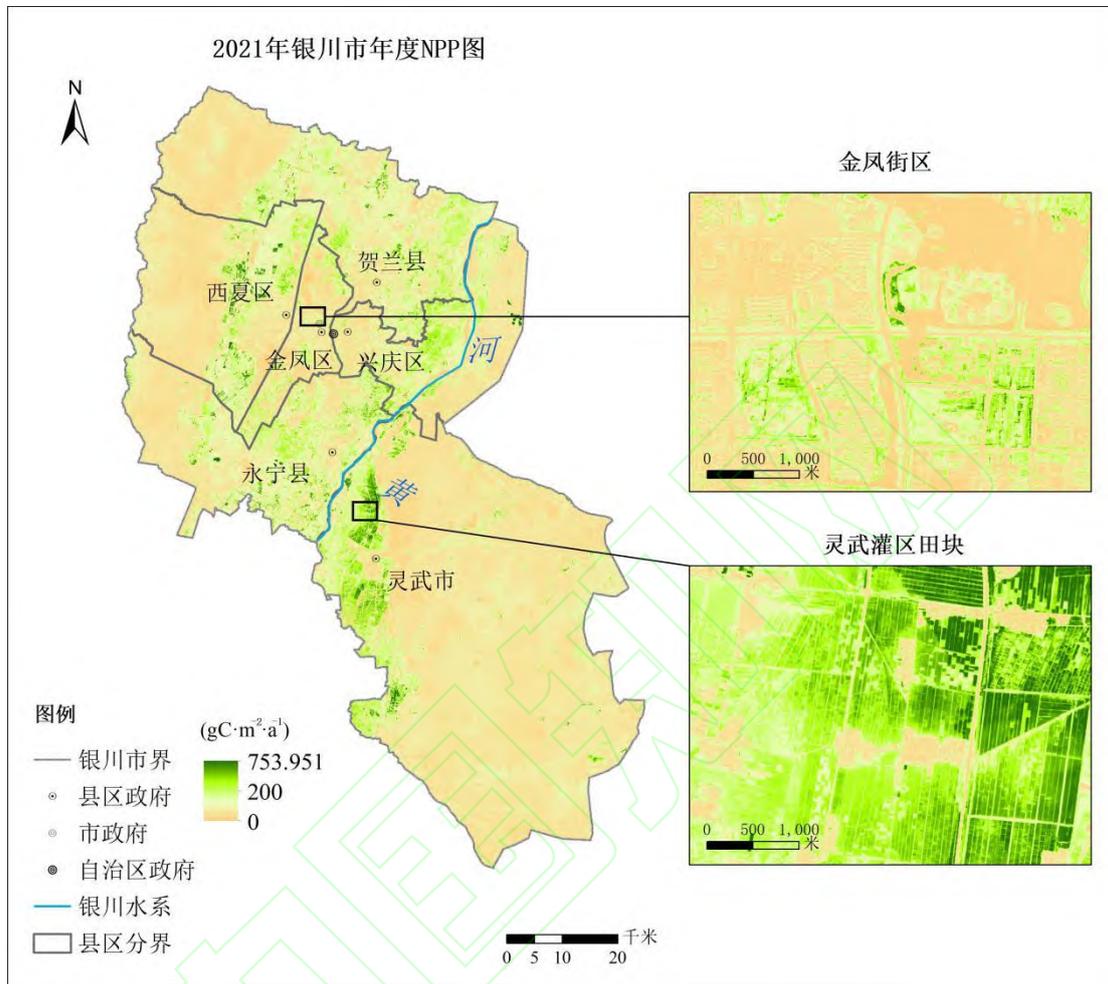


图 3 2021 年银川市植被 NPP 空间分布

Fig.3 Spatial distribution of vegetation NPP in Yinchuan City in 2021

3.1.2 NPP 估算结果验证

植被净初级生产力 (NPP) 估算结果验证时，一般是与实测数据或者其他模型估算的结果进行比对。由于 NPP 实测数据获取较为困难，本文将银川市 2021 年 NPP 估算结果与已有的西北地区植被 NPP 研究结果进行比对。由表 3 可获得中国西北干旱区域、不同时间的 NPP 数据：负银绢等^[30]（2018 年）对甘肃省石羊河流域的 NPP 进行估算，值为 0-884.03 $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ；刘春雨等^[31]（2014 年）对甘肃省的 NPP 进行估算，值为 0-950.68 $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ；潘景虎等^[32]（2015 年）估算西北干旱区的 NPP 结果为 2.4-1636 $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ 。本文对 2021 年银川市 NPP 估算结果为 0-753.95 $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ 之间，与中国西北干旱区域其他估算结果较为一致，说明本研究估算的 NPP 数据具有研究可信度。同时需要说明的是本研究使用高分辨率遥感影像，由于研究时点、模型参数、数据处理方法以及地域差异等因素使得估算结果存在不确定性具有合理性。

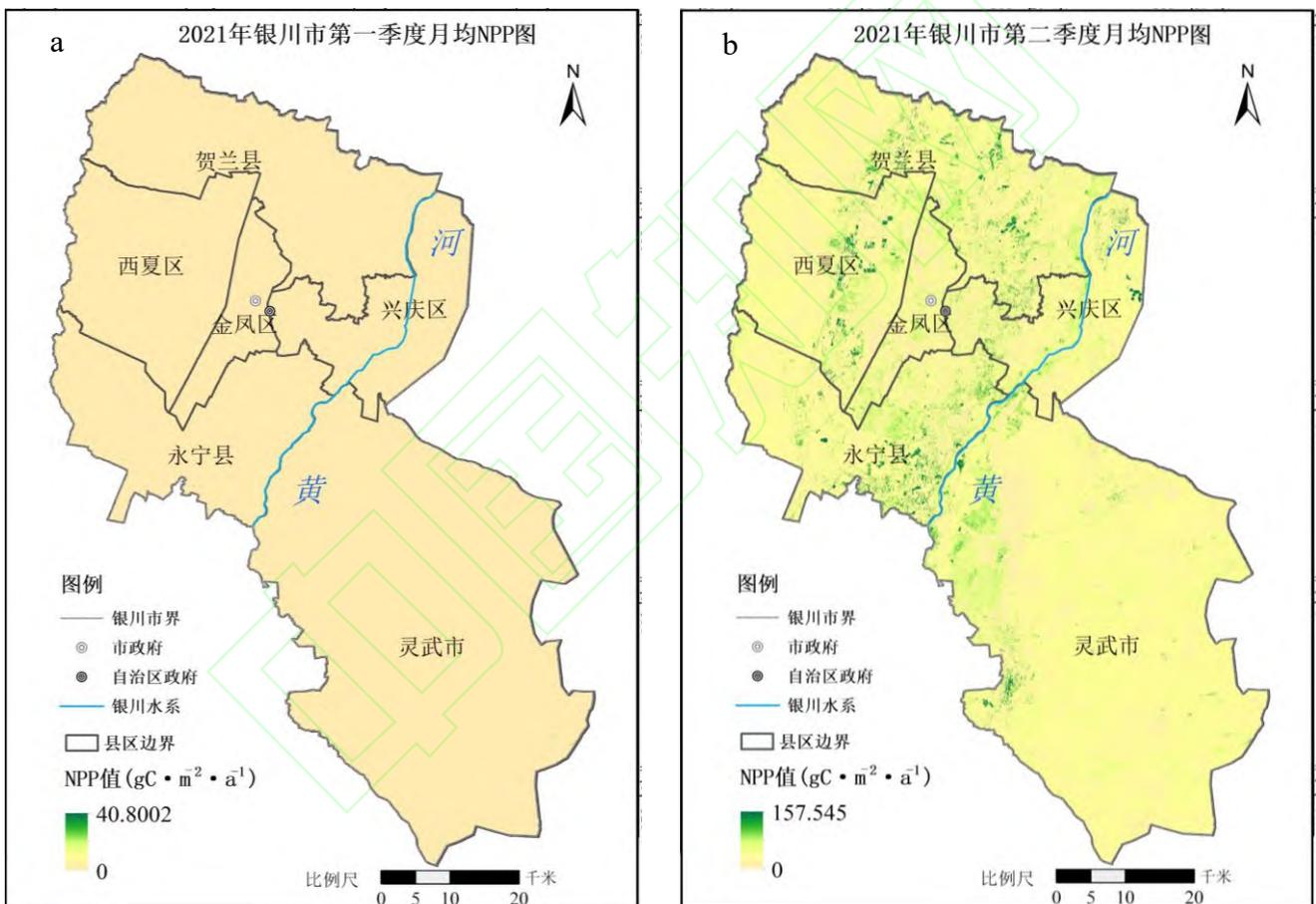
表 3 NPP 估算结果与其他研究结果对比

Tab. 3 Contrast of estimation result with other research

估算值/ $\text{gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$	参考文献	研究时间段	研究区域
0 - 753.95	本研究	2021	银川市
0 - 884.03	（负银绢，2018）	2000-2015	甘肃省石羊河流域
0 - 950.68	（刘春雨等，2014）	2000-2010	甘肃省
2.4-1636	（潘景虎等，2015）	2001-2012	西北干旱区
0-1200	（刘刚等 ^[33] ，2017）	2001-2014	中国

3.1.3 2021年分季度植被 NPP 时空演变特征

从2021年银川市四个季度月均NPP空间分布图可知(图4),银川市植被NPP季节性特征显著,NPP随季节的变化趋势与银川市植被物候和农作物的生长周期表现一致。第一季度和第四季度气温最低,降雨也相对最少,且植被物候不在生长期,第一季度农作物还未种植,而第四季度农作物已完成收割,因此植被NPP在全年达到最低值,研究区范围内除零星区域外大部分植被NPP在0值附近。而第二和第三季度是自然植被以及农作物的生长期,此时温度、降雨和太阳辐射均达到最佳范围,植被光合作用强,有机物质快速积累,植被NPP较高,高值区域主要集中在沿黄河两岸的农业灌溉区。具体而言,如图4b,第二季度植被NPP绿色区域覆盖范围广,主要分布的区域基本和各县区农业灌溉区吻合,而深绿色区域即高值NPP分布较为零散。如图4c所示,第三季度植被NPP绿色区域范围相较第二季度变小,如贺兰县中部,永宁县西部部分区域,可能的原因在于部分农作物在第三季度期间也完成了收割,植被NPP则显著降低。同时兴庆区沿黄河西岸以及灵武市沿黄河东岸等部分区域植被NPP呈深绿色,NPP相较第二季度增长明显,这些区域的植被在第三季度达到生长旺盛期,植被NPP也相应达到最高。



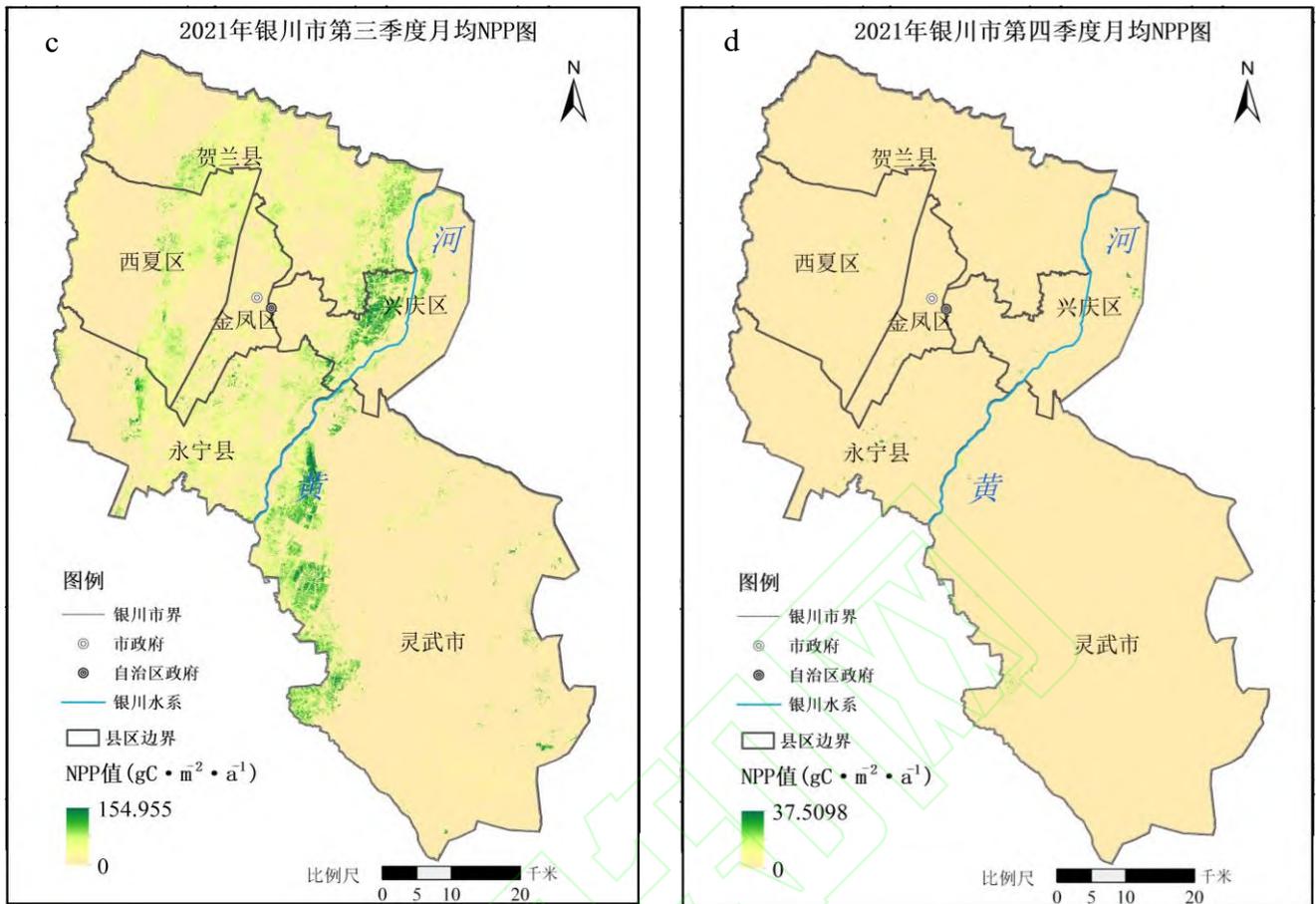


图 4 2021 年银川市分季度植被 NPP 空间分布

Fig.4 Spatial distribution of vegetation NPP in different seasons of Yinchuan City in 2021

3.1.4 2015-2021 年第三季度 NPP 时空演变特征

为进一步探究植被 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（图 5）。由图可知，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 的 $3.724 \text{ gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ 增长到 2021 年的 $6.964 \text{ gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ，增幅达到 $3.24 \text{ gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ 。尤其是在灵武市西部和兴庆区的中北部，这些区域基本为沿黄灌溉区，气温、降雨以及太阳辐射条件的改变使得植被 NPP 增加显著，可见在地表覆盖类型保持不变的情况下，光热条件是影响农业用地植被 NPP 的重要因素。此外红色代表植被 NPP 下降的区域，这些区域主要集中在贺兰县中北部以及永宁县东南部，主要由城市扩张、城镇化发展等导致的建设用地扩张，占用农用地和生态用地使得植被 NPP 下降显著。同时，图 5 小图框中分别展示贺兰山保护区以及白芨滩保护区植被 NPP 的变化情况，由图可知，得益于近年来大力开展的各项生态修复工程，提高了区域植被覆盖率，使得保护区内植被 NPP 增加显著。

3.2 各因子对植被 NPP 非线性影响

由 3.1 小节可知银川市植被 NPP 时空演变格局存在显著空间异质性，需要进一步探究各类因子对植被 NPP 的影响。基于梯度提升决策树 (GBDT) 模型，使用气温、降雨、土壤、地利用、太阳辐射、高程、手机信令以及夜间灯光等数据，分别从自然因子层面、土地利用层面和社会经济层面来探究各因子对植被 NPP 的非线性影响以及阈值效应。选择 2021 年植被 NPP 作为被解释变量，相应的其它因子作为解释变量，得到如下结果。

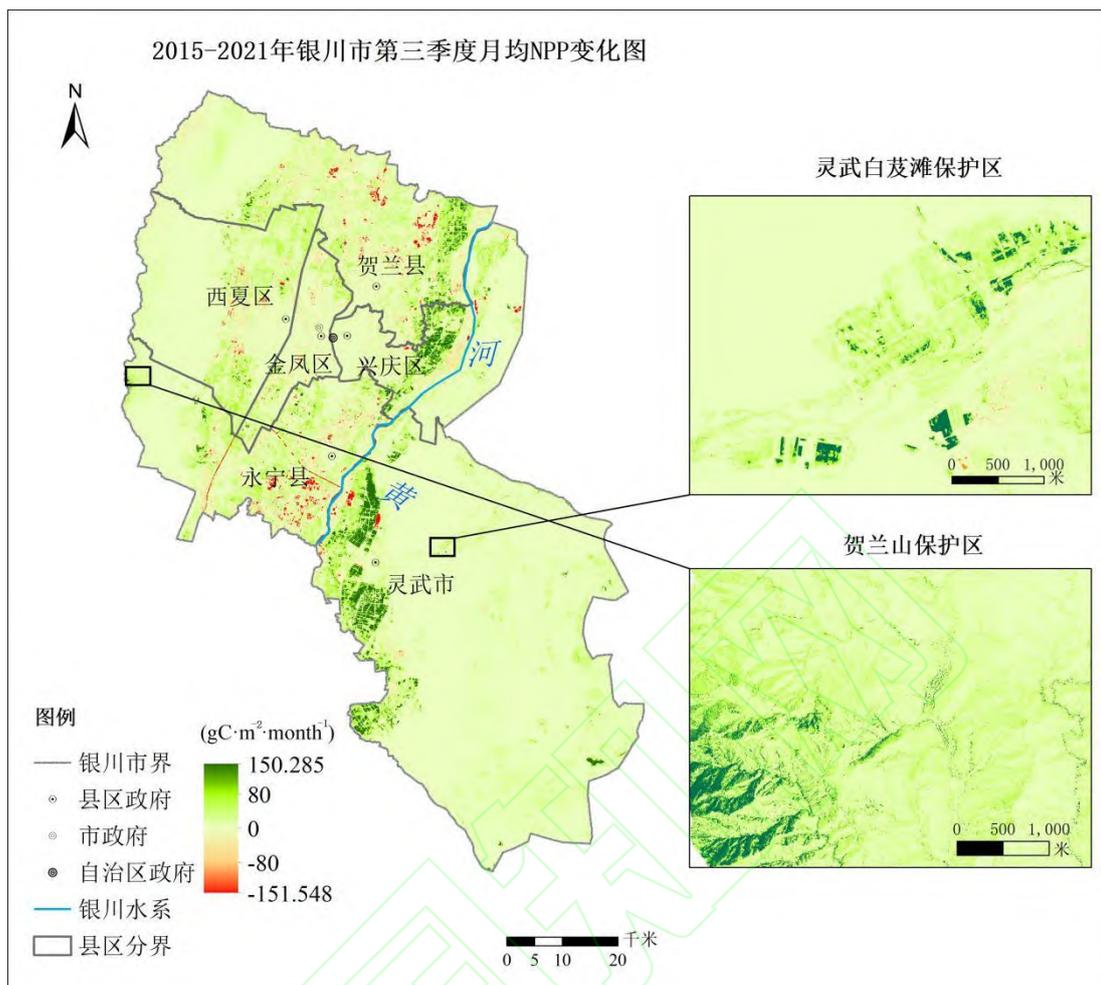


图 5 2015-2021 年银川市第三季度月均植被 NPP 变化

Fig.5 Changes of vegetation NPP in third season of Yinchuan City from 2015 to 2021

3.2.1 变量相对重要性

表 4 解释了所选变量对 NPP 的相对重要性，所有变量的相对贡献之和为 100%。2021 年，最重要的变量为 NDVI (49.45%)，由于 NDVI 是直接反映植被生长状况的指数，其值的高低直接影响植被 NPP，说明 NDVI 是表征植被 NPP 最关键的因子。旱地的相对重要性排名为第二，远高于其他土地利用类型，银川市旱地资源丰富，农作物种植规模大，因此旱地对于植被 NPP 的贡献也相对较高。而其他地类的相对重要性较小，值均小于 4%，如林地的相对贡献较低，原因在于林地资源分布较少，多数样本中林地面积为 0，样本同质性较高，因此变量的解释能力较弱。土壤有机碳密度、太阳辐射和高程这三类自然因子的排名均在前六以内，说明自然因子仍是影响植被 NPP 最重要的一类因子。夜间灯光指数和手机信令共同反映人类社会经济活动对植被 NPP 的相对贡献，其中夜间灯光指数的相对贡献为 6.11%，排名为 4，而手机信令数据的相对贡献为 3.41%，排名为 7，表明人类活动在一定程度上会对植被 NPP 产生影响，但远未达到自然因子如 NDVI、土壤等的影响程度。降雨和气温是影响植被生长的关键因素，而单一年份中气温和降雨的相对贡献较低，原因可能在于研究区气象因子分布异质性较低，样本中气温、降雨数值的变化较小，因此变量的解释能力较弱。

表 4 NPP 变量相对贡献

Tab. 4 Relative contribution of variable NPP

变量	2021 年 NPP	
	排名	相对贡献%
NDVI	1	49.45
旱地	2	10.26
土壤有机碳密度	3	6.26
夜间灯光	4	6.11

高程	5	5.34
太阳辐射	6	4.89
手机信令	7	3.41
水田	8	2.94
建设用地	9	2.51
降雨总量	10	2.27
年均气温	11	2.25
林地	12	1.51
水域	13	1.50
草地	14	1.30

3.2.2 自然因子对 NPP 的非线性影响

选择 NDVI、太阳辐射、气温、降雨、土壤有机碳密度和高程等自然因子，探究自然因子对植被 NPP 的非线性影响。如图 6 所示，NDVI 在 0.0~0.62 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，可以看出 NPP 的上升比前一阶段更为显著，说明当 NDVI 在这一阶段内时植被吸收二氧化碳的潜力最大。而当 NDVI 超过 0.62 时，对 NPP 影响不显著，这是由于植被的光合有效辐射吸收比例会无限增长，当达到一定阈值后，其它因子会起主导作用。说明 NDVI 的增加对植被 NPP 的影响并非线性，需要把握其阈值变化规律，科学提升固碳潜力。太阳辐射的样本值主要集中在 5900、6100 和 6200 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 6200 MJ/m²/a 时对 NPP 的促进作用显著提升。由于太阳辐射直接反映区域光热条件，对于植被的光合作用起到决定性作用，其值越高，则植被越有机会吸收更多光能从而达到吸收二氧化碳的目标。土壤有机碳密度在 10~19 t/hm² 范围内时，NPP 上升明显，而之后又下降显著，当超过 25t/hm² 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。高程在 1000~1200m 时植被 NPP 逐渐上升，并达到最高值，而当高程在 1200~2500m 时，植被 NPP 下降，当高程超过 2500m 时，植被 NPP 又逐渐上升，这一现象可能与植被垂直梯度分布有关。当高程在 1200m 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 1200~2500 范围内时，多为荒漠草原，植被稀疏，当高于 2500m 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 100~140mm 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 150~200mm 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 200mm 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，即南部山区植被 NPP 受高温的制约作用显著。

3.2.3 土地利用对 NPP 的非线性影响

选择旱地、水田、林地、草地、水域和建设用地等因子来探究土地利用对植被 NPP 的非线性影响。如图 7(a) 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。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 20hm² 时，植被 NPP 存在局部低值，后随着林地面积的上升至 40hm² 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，但接着随着林地比重的上升，植被 NPP 开始逐渐下降。可能的原因在于对单一土地利用而言，生态系统功能不稳定，受限于区域干旱恶劣的自然环境，城市内有人工管护的林地质量要高于野外原始林地。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 40hm² 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 80hm² 后，NPP 上升显著，原因在于湿地植被具有较高 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 60hm² 时，植被 NPP 会显著上升，并在 70hm² 附近时达到峰值，原因在于本研究使用的高分辨率影像可以识别城市街区存在的人工绿化和城市公园，因此这些城市地区的植被 NPP 会逐渐上升。

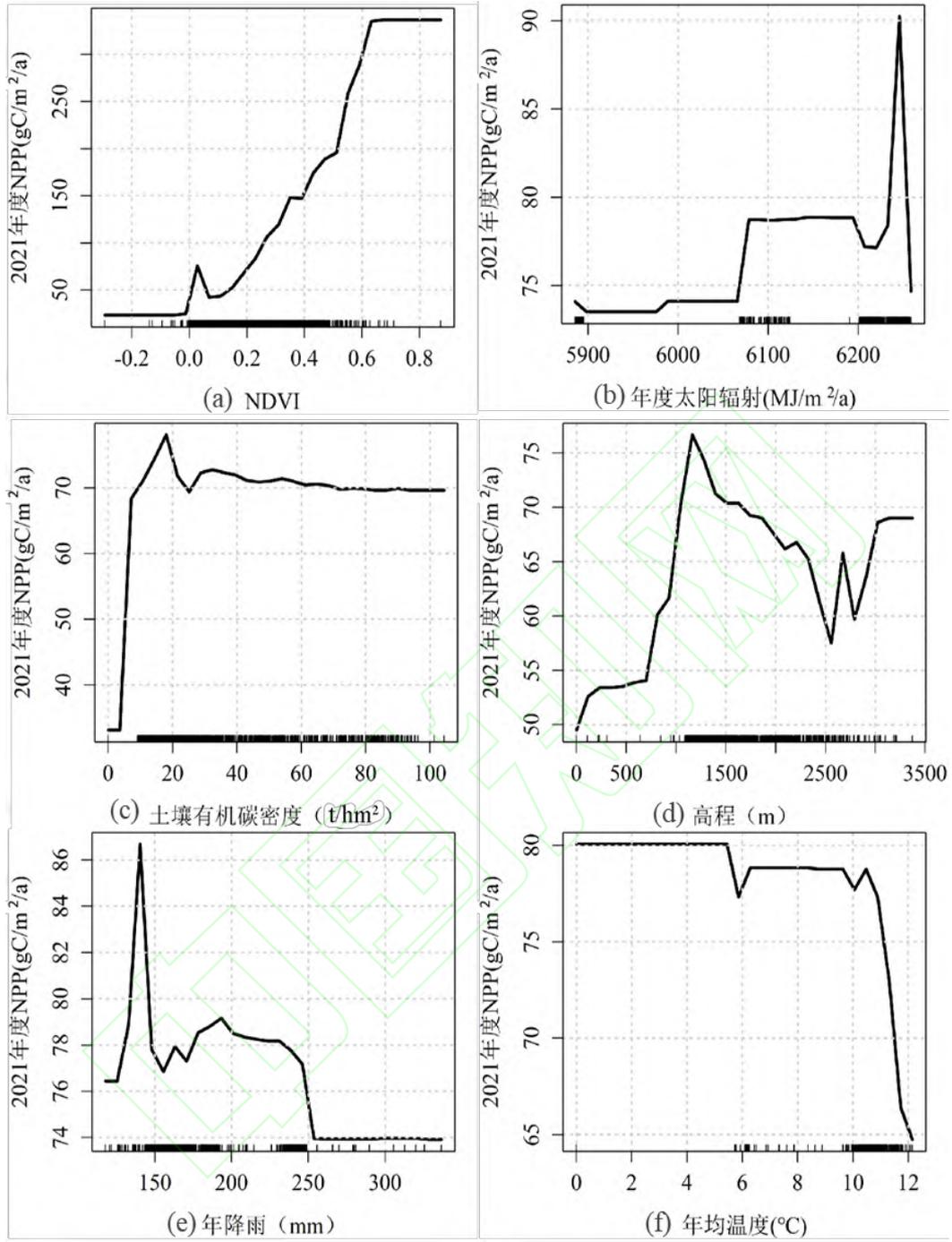


图6 自然因子对植被 NPP 的非线性影响

Fig.6 Nonlinear influence of natural factors on NPP of vegetation

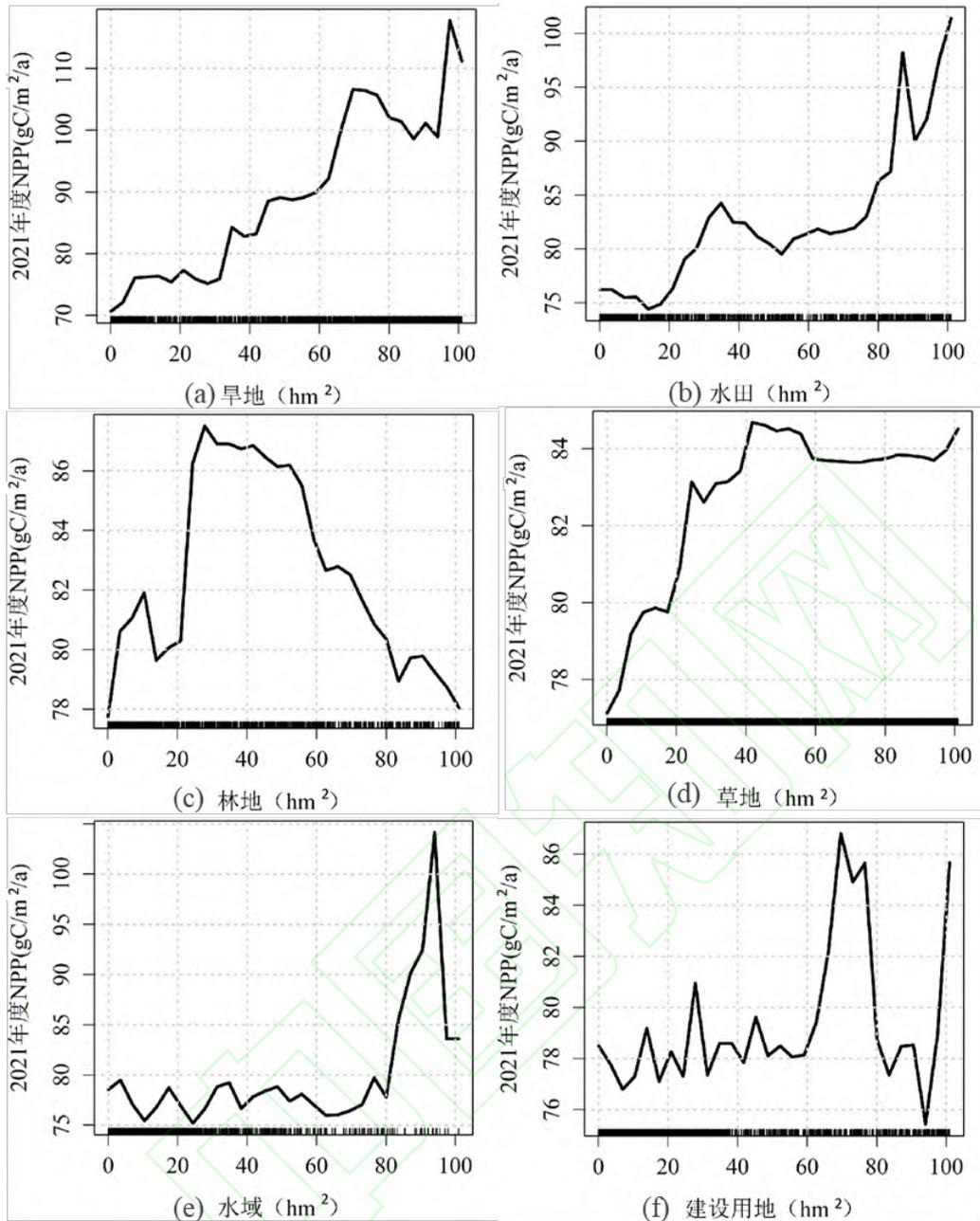


图 7 土地利用对植被 NPP 的非线性影响

Fig.7 Nonlinear influence of land use on NPP of vegetation

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，利用 GBDT 模型探究其对植被 NPP 的非线性影响。由图 8(a)可知，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，对植被 NPP 的影响从正向变为负向，即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，而当超过某一阈值后，对植被的负面影响会急剧上升。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，图 8(b)结果表明，当手机信令用户数在 2000-4000 范围内时，与植被 NPP 的关系呈 N 型，即超过 2000 时，植被 NPP 上升显著，并在 2500 附近达到最高值，在 3000 附近出现最低值，达到 4000 后持续下降。说明植被 NPP 对人口聚集程度存在复杂的非线性响应，当人口保持一定比例时对植被 NPP 存在积极作用，但显然人口数超过阈值后，人口越大，生态承载力则会下降，植被 NPP 则会下降。

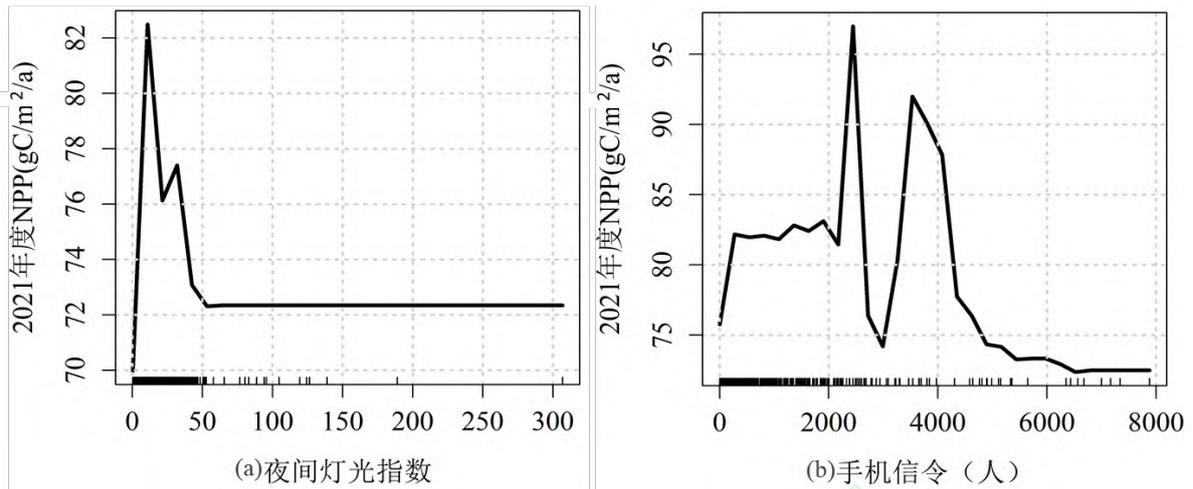


图 8 人类活动对植被 NPP 的非线性影响
Fig.8 Nonlinear influence of human activities on NPP of vegetation

4 结论与讨论

本研究借助 0.8m 分辨率遥感影像，基于 CASA 模型对银川市植被净初级生产力 (NPP) 进行估算，利用梯度提升决策树模型 (GDBT) 探究自然因子、人类活动以及土地利用对植被 NPP 的影响，主要结论如下：

(1) 银川市 2021 年度 NPP 在 $0-753.951 \text{ gC} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{a}^{-1}$ ，沿黄河两岸的农业灌溉区是植被 NPP 高值集中区域，低值区域集中在贺兰山东麓以及灵武市东部荒漠、滩地、稀疏草地。此外利用高分辨率影像估算植被 NPP，得到田块尺度、城市街区尺度植被 NPP 的细节空间分布图，拓展了城市碳监测与管理的精细化的手段。

(2) 银川市植被 NPP 季节性特征显著，NPP 随季节的变化趋势与植被物候和农作物的生长周期表现一致。第一季度和第四季度 NPP 最低，第二和第三季度植被 NPP 相对较高，且二三季度农作物植被 NPP 高值范围最广。2015-2021 年第三季度植被 NPP 整体呈增加趋势，而由城市扩张、城镇化发展等带来的土地利用变化使得局部植被 NPP 下降显著。贺兰山保护区、白芨滩保护区植被 NPP 由于近年来各项生态修复工程的实施增加显著。

(3) 银川市自然因子、土地利用和人类活动对植被碳汇的影响显著且存在阈值效应，自然因子相对另两类因子对植被 NPP 的相对贡献更大。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，如 NDVI 超过 0.6 后对植被 NPP 的提升作用不明显；而植被 NPP 存在明显的垂直高程梯度分布规律，需要科学把握其规律提升植被固碳潜力。不同土地利用类型对植被 NPP 的非线性影响存在差异，如旱地与水田对 NPP 的影响阈值高于水田，建设用地在一定比例时对植被 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，而当超过某一阈值后，对植被的负面影响会急剧上升，且人口数超过阈值后，人口越大，生态承载力越低，植被 NPP 则会下降，即植被 NPP 对人类活动存在复杂的非线性响应。

本研究使用高分辨率影像对植被 NPP 进行估算，提高了植被 NPP 空间分布的精细化程度，但受限于遥感影像生产的时相和质量，暂未能对较长时间范围以及较短时间间隔 (月度) 的植被 NPP 进行估算。植被物候的存在使得同一个季度的植被生长状况也可能存在差异，便会增加估算结果的不确定性，未来可在本研究基础上，兼顾遥感影像空间分辨率与时间分辨率探究更长时间跨度的植被 NPP 时空演变特征。

在以往线性模型的研究中^[12, 21]，各因子的系数在全局保持不变。本研究 GDBT 模型结果表明自变量并非保持稳定的斜率，在局部区间影响程度变化明显，而生成的局部相关图能够更加精细地展现各类因子对 NPP 的影响趋势，从而帮助决策者找到变量的阈值，进一步探究植被 NPP 的复杂机理。此外由于植被 NPP 的估算存在较强的地域性，本研究得出的阈值规律在其他区域的普适性有待进一步论证。

参考文献

- [1] Le Q 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] 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(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.)
- [5] 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(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)
- [6] 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(王丽霞, 张海旭, 刘招, 张双成, 孔金玲, 高丽倩. 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)
- [7] 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 (07): 1821-1836(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(07): 1821-1836)
- [8] Bi Fan, Pan Jinghu. Estimation of temporal and spatial distribution of potential vegetation net primary productivity in China since 2000[J/OL]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(24): 1-9(毕凡, 潘竞虎. 2000 年以来中国潜在植被 NPP 的时空分布模拟[J/OL]. *生态学报*, 2022, 42(24): 1-9)
- [9] Ruimy A, Saugier B, Dedieu G. Methodology for the estimation of terrestrial net primary production from remotely sensed data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 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] 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(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)
- [12] Shi Yalin, Cao Yanping, Miao Shuling. Spatiotemporal dynamics of grassland net primary productivity and its driving mechanisms in the Yellow River Basin[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023, 43(2): 1-13(施亚林, 曹艳萍, 苗书玲. 河流域草地净初级生产力时空动态及其驱动机制研究[J]. *生态学报*, 2023, 43(2): 1-13)
- [13] 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(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)
- [14] 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(张懿翎, 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(09): 1197-1211)
- [15] Yan Yan, Qin Jinhua, Fang Lei, et al. Spatiotemporal 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(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)
- [16] 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(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(05): 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): 1566-1587
- [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 Total Environment*, 2021, 773:145648
- [19] 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(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)
- [20] Yang Dan, Wa Xiaofeng. Contribution of climatic change and human activities to changes in net primary productivity in the Loess Plateau[J]. *Arid Zone Research*, 2022, 39(02): 584-593(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(02): 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] 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. *Economic Geography*, 2021, 41(7): 61-72(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(07): 61-72)
- [24] 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(仝照民, 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)
- [25] Zhu Wenquan, Pan Yaozhong, Zhang Jinshui. Estimation of net primary productivity of Chinese terrestrial vegetation based on remote sensing[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2007, 31(3): 413-424(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)
- [26] 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(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)
- [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] Li Jianchun, Yuan Wenhua. Assessment of urban land ecological security in Yinchuan city based on the grid method[J]. *Journal of Natural Resources*, 2017, 32(6): 988-1001(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(06): 988-1001)
- [30] Yun Yinjuan. Spatial-temporal simulation of vegetation carbon sink and its influential factors in Shiyang River Basin from 2000 to 2015[D]. Xi'an: Northwest Normal University. 2018, 9-10(袁银娟. 2000-2015 年石羊河流域植被碳汇时空变化及影响因子研究[D]. 西北师范大学, 2018, 9-10)
- [31] 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(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)
- [32] 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(潘竟虎, 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)
- [33] 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(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)

网络首发:

标题: 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

作者: 谢怡凡, 刘耀林, 庞博文, 谢颖祺, 甘忠瑞, 曹佳琳, 王楠楠, 仝照民

收稿日期: 2023-12-20

DOI:10.13203/j.whugis20230157

引用格式:

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)*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230157 (XIE Yifan, LIU Yaolin, PANG Bowen, et al. Study on Estimation of Net Primary Productivity Based on High Resolution Remote Sensing Image and Its Influencing Factors in Yinchuan City[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, DOI: 10.13203/j.whugis20230157)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

CYGNSS 信号对降水的时空响应及其驱动因子分析

严清赞, 王戴乐

武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 109-121.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20230177>

利用 NPP-VIIRS 夜间灯光遥感数据分析城市蔓延对雾霾污染的影响

伍亿真, 施开放, 余柏菡, 李川龙

武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(5): 777-789.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200455>

夜光影像和高分辨率影像耦合的土耳其 Mw 7.8 地震建筑倒塌智能解译
李家艺, 黄昕, 胡宇平, 张震, 张雪婷, 张淑蕾, 方兴
武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1706-1714.
<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20230275>

