

# 南盘江流域植被净初级生产力时空动态 变化及其驱动因素

余燕玲<sup>1,2</sup>, 尹 锴<sup>2</sup>, 孙一文<sup>1</sup>, 郭先华<sup>1</sup>

(1. 重庆三峡学院 三峡库区水环境演变与污染防治重庆市  
重点实验室, 重庆 404020; 2. 中国科学院 空天信息创新研究院, 北京 100094)

**摘 要:** [目的] 分析中国西南地区南盘江流域 NPP 时空变化及驱动机制, 为南盘江流域及相似山地喀斯特生态区的生态系统修复、水资源管理与生态安全格局优化提供科学依据与技术支持。[方法] 基于改进的 CASA 模型、最优参数地理探测器(OPGD)和时空地理加权回归(GTWR)模型, 采用 Theil-Sen 趋势分析、Mann-Kendall 趋势检验、变异系数和 Hurst 指数, 分析 2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 的时空分布特征、波动程度、未来变化趋势与多因子对 NPP 的交互影响及驱动机制。[结果] ①南盘江流域植被 NPP 以高值区( $>800 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ (以 C 计))为主, 占流域总面积的 82.46%, 其中 85.52% 的区域呈现持续增长趋势, 变异系数(均值 0.11)分析表明空间分布格局保持相对稳定, Hurst 指数(均值 0.64)的持续性分析进一步证实该区域 NPP 变化具有显著的时间持续性特征。②核归一化植被指数(KNDVI)( $q=0.4648$ )和土地利用类型( $q=0.3824$ )是影响南盘江流域植被 NPP 的主要驱动因子, 其中 KNDVI 与其他驱动因子的交互作用对 NPP 变化的解释力更为显著。③KNDVI 对植被 NPP 的全域持续性正向驱动作用与人类活动的区域差异特征并存, 太阳辐射和降水等气候因子对植被 NPP 的影响也在持续增强。[结论] 南盘江流域植被 NPP 总体呈现稳定增长态势, 受植被状况、土地利用结构和气候条件的综合驱动。KNDVI 在多因子交互中占据核心地位, 成为影响区域生态系统生产力的关键指标。

**关键词:** 植被净初级生产力; CASA 模型; 最优参数地理探测器; 时空地理加权回归; 南盘江流域

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2025)06-0406-13

中图分类号: Q948, TP79

**文献参数:** 余燕玲, 尹锴, 孙一文, 等. 南盘江流域植被净初级生产力时空动态变化及其驱动因素[J]. 水土保持通报, 2025, 45(6): 406-418. Yu Yanling, Yin Kai, Sun Yiwen, et al. Spatiotemporal dynamics and its driving factors of vegetation net primary productivity in Nanpan River basin [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2025, 45(6): 406-418.

DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2025.06.022

CSTR: 32312.14.stbctb.2025.06.022

## Spatiotemporal dynamics and its driving factors of vegetation net primary productivity in Nanpan River basin

Yu Yanling<sup>1,2</sup>, Yin Kai<sup>2</sup>, Sun Yiwen<sup>1</sup>, Guo Xianhua<sup>1</sup>

(1. Chongqing Key Laboratory of Water Environment Evolution and Pollution Control in  
Three Gorges Reservoir, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404020, China;

2. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

**Abstract:** [Objective] The spatiotemporal changes and driving mechanisms of net primary productivity (NPP) in the Nanpan River basin of Southwest China were analyzed, in order to provide scientific basis and technical support for ecosystem restoration, water resource management, and optimization of ecological security patterns in the Nanpan River basin and similar mountain-karst ecological regions. [Methods] Based on the improved CASA model, optimal parameters-based geodetector (OPGD), and geographically and temporally weighted regression (GTWR) model, this study employed Theil-Sen trend analysis, Mann-Kendall trend test, coefficient of variation, and Hurst index to analyze the spatiotemporal distribution characteristics, fluctuation degree, future change trends,

收稿日期: 2025-06-22

修回日期: 2025-08-12

采用日期: 2025-08-12

资助项目: 国家自然科学基金项目“乡村振兴战略下西南民族地区乡村聚落的时空演变及其生态安全研究”(21BMZ141)

第一作者: 余燕玲(2002—), 女(汉族), 安徽省六安市人, 硕士研究生, 研究方向为区域生态环境规划与管理。Email: yy1034621@163.com。

通信作者: 郭先华(1974—), 男(汉族), 湖北省宜昌市人, 博士, 教授, 主要从事 3S 技术与区域生态安全研究。Email: gxher@163.com。

interactive effects and driving mechanisms of multiple factors on vegetation NPP in the Nanpan River basin from 2001 to 2023. [Results] ① The vegetation NPP in the Nanpan River basin was predominantly characterized by high-value NPP areas [ $>800 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  (calculated by carbon)], accounting for 82.46% of the total river basin area, among which 85.52% of this region showed a continuous increasing trend. Analysis of the coefficient of variation (mean 0.11) indicated that the spatial distribution pattern remained relatively stable, and the persistence analysis of the Hurst index (mean 0.64) further confirmed that NPP changes in this region exhibited significant temporal persistence characteristics. ② OPGD model analysis revealed that the kernel normalized difference vegetation index (KNDVI) ( $q=0.4648$ ) and land use type ( $q=0.3824$ ) were the primary drivers of vegetation NPP in the Nanpan River basin, among which the interaction between KNDVI and other driving factors had greater explanatory power for NPP changes. ③ The results of GTWR model analysis revealed that the persistent positive driving effect of KNDVI on vegetation NPP across the entire region coexisted with the regional differentiation characteristics of human activities, while the influence of climatic factors such as solar radiation and precipitation on vegetation NPP continued to enhance. [Conclusion] Vegetation NPP in the Nanpan River basin exhibits an overall stable upward trend, driven by vegetation status, land use structure, and climatic conditions. KNDVI plays a central role in multifactor interactions and has become a key indicator affecting regional ecosystem productivity.

**Keywords:** vegetation net primary productivity; CASA model; optimal parameters-based geodetector; geographically and temporally weighted regression; Nanpan River basin

植被作为陆地生态系统的重要组成部分,在调节区域气候、维持水热平衡、促进物质循环以及支撑全球碳循环中发挥着关键作用<sup>[1]</sup>。尤其是在全球气候变化加剧及中国“双碳”战略稳步推进的背景下,陆地生态系统碳汇能力的量化评估成为科学界关注的焦点。植被净初级生产力(net primary productivity, NPP)作为衡量生态系统碳汇能力和健康状况的关键指标,不仅是衡量植被光合作用生成的有机质积累水平,也是评价生态系统功能状态与动态变化的重要生态参量<sup>[2-3]</sup>。中国西南地区作为全球典型喀斯特地貌分布区,因其独特的二元水文结构、高岩石裸露率及土壤贫瘠等特征,生态系统结构复杂且极为脆弱,对植被生长及碳汇能力形成显著制约,因而成为生态学研究的重点区域。喀斯特地貌的空间广泛分布及其生态脆弱性,使得区域植被NPP受多重因子驱动的影响机制较为复杂,表现出显著的空间异质性。

随着地球观测技术和遥感手段的发展,NPP反演与监测方法不断演进,已形成包括气候生产力模型(如Miami, Chikugo)、生理生态过程模型(如BEPS, Biome-BGC)以及光能利用率模型(如CASA, GLO-PEM)在内的多种技术路径<sup>[4]</sup>。其中,光能利用率模型因兼具物理机制支撑和遥感数据驱动优势,已成为大尺度、高时效性NPP估算的主要方法<sup>[5]</sup>。CASA模型作为典型代表,能够结合光合有效辐射(PAR)、气象因子与植被参数,在空间上实现逐像元估算,克服传统地面调查方法在空间覆盖与连续性方面的限制<sup>[6]</sup>。近年来,CASA模型广泛应用于

区域尺度的固碳能力评估,如罗健梅等<sup>[3]</sup>应用改进CASA模型估算艾比湖流域NPP变化趋势,并通过MODIS NPP产品验证其精度;赵雪瑞等<sup>[7]</sup>引入温度与干旱指数优化水分胁迫因子,有效提升了模型适用性与稳定性。

国内外大量研究围绕NPP的估算精度、时空演变规律及驱动机制展开<sup>[8-9]</sup>,普遍认为气候变化(温度、降水和太阳辐射)<sup>[10]</sup>是影响植被NPP变化的首要驱动因素。此外,人类活动(如城市化、乱砍滥伐等)及地形因子也在不同尺度和区域中对NPP的变化产生影响。尤其是在生态环境敏感的喀斯特地区,气候、地形和人类活动间存在复杂的交互作用,这种多因子耦合效应对植被NPP的空间格局和动态演变起决定性作用。例如,Zhang Wen等<sup>[11]</sup>发现坡度与降水的交互作用是影响喀斯特地区植被NPP的主要因素;左丽媛等<sup>[12]</sup>指出地貌形态类型对NPP空间分布具有宏观控制作用;Guo Xiaojie等<sup>[13]</sup>研究表明人为活动和自然因素的集体效应明显大于任何单个因素的影响。此外,土壤类型、太阳辐射以及极端天气事件等自然因子进一步影响植物生长,体现出喀斯特地区驱动因子多样化和交互复杂性的特点。

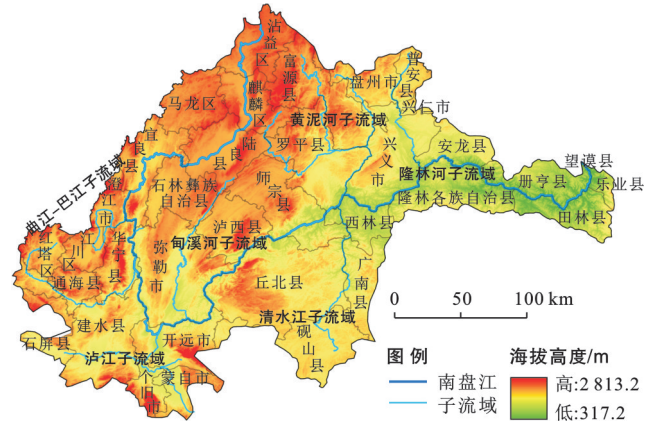
南盘江是珠江流域西江水系的重要支流,流域涵盖中国西南喀斯特地貌集中分布区,生态系统结构复杂、环境承载能力脆弱。该流域不仅承载着重要的农业灌溉与生态调节功能,其生态系统安全还直接影响到珠江中下游地区的生态环境格局。然而,在气候变化与人类活动双重驱动下,流域生态系统面临退化风险,迫切需要厘清其碳循环过程与生

态系统响应机制。目前针对南盘江流域的研究多集中于地质地貌演化<sup>[14]</sup>、植被物候变化<sup>[15]</sup>、水文过程模拟<sup>[16]</sup>及生物多样性维持<sup>[17]</sup>,而系统评估其植被NPP时空变化及驱动因子作用的研究仍较为匮乏。为填补上述研究空白,本文采用朱文泉等<sup>[18]</sup>改进的CASA模型估算南盘江流域2001—2023年植被NPP动态,并结合最优参数地理探测器(optimal parameters-based geodetector, OPGD)与时空地理加权回归模型(geographically and temporally weighted regression, GTWR)开展驱动机制解析。旨在揭示流域近20 a来植被NPP的时空分异特征与变化趋势,定量分析气候、地形与人类活动等因素的单因子和交互作用,评估驱动因子对NPP影响方向及其空间异质性特征。研究成果有助于深化对西南喀斯特地区生态过程与碳循环机制的理解,并为南盘江流域及相似山地喀斯特生态区的生态系统修复、水资源管理与生态安全格局优化提供科学依据与技术支持。

## 1 材料与方 法

### 1.1 研究区概况

南盘江流域(102°10′—106°10′E, 23°04′—26°00′N)是珠江源头之一,地处云贵高原,发源于云南省曲靖市乌蒙山余脉马雄山东麓,流经云南、广西、贵州3省(区),全长936 km,流域面积 $5.70 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。该流域地势北高南低,海拔高度317.2~2 813.2 m,地质构造复杂。流域内石灰岩面积占1/2,喀斯特地貌发育典型,明、暗河交替,湖泊众多。该区域属亚热带季风气候区,年平均气温13~20℃,年降水量712.1~1 646.7 mm,降水季节分布不均。受西南季风的影响,降水80%~85%集中在5—10月,期间流域径流以降水补给为主。受干暖气团的影响,旱季出现在11月至次年4月,地下水成为径流的主要补给来源。流域植被以常绿阔叶林和云南松林为主,土壤类型主要包括强淋溶土和酸性土。自2000年以来中国在该区域实施大规模退耕还林还草、石漠化专项治理等生态恢复工程,南盘江流域生态环境已有较大改善。然而,近年来受气候变化影响,旱涝灾害发生频率和影响范围呈上升趋势,为区域内生态和水资源管理带来挑战。本研究参考相关文献<sup>[15]</sup>提取流域方法,将南盘江流域分为6个子流域,分别为隆林河子流域(5 800 km<sup>2</sup>)、黄泥河子流域( $1.40 \times 10^4 \text{ km}^2$ )、曲江-巴江子流域( $1.20 \times 10^4 \text{ km}^2$ )、甸溪河子流域(9 300 km<sup>2</sup>)、泸江子流域(9 600 km<sup>2</sup>)、清水江子流域(6 300 km<sup>2</sup>) (图1)。



注:依据自然资源部标准地图服务网站审图号GS(2024)0650号标准地图制作,底图边界无修改。下同。

图1 南盘江流域地形图

Fig.1 Topographic map of Nanpan River basin

### 1.2 数据来源

基于MODIS NPP产品对CASA模型估算结果进行交叉验证,并依托前人研究和研究区数据可得性,将驱动因子数据分为植被指数、气候因子、人文因子以及地形因子4大类。植被指数数据包括NDVI和KNDVI(核归一化植被指数),以MOD13Q1产品作为数据源,基于最大值合成法生成2001—2023年月最大NDVI数据集,并依据NDVI数据计算得到KNDVI<sup>[19]</sup>。气候因子数据包括月太阳辐射数据、逐月平均气温数据和逐月总降水量数据;人文因子数据包括人口密度(POP)、GDP空间化数据以及根据中国土地覆盖数据集划分的耕地、森林、灌丛、草地、水体、荒地及不透水地表共7类土地利用类型数据;地形因子包括高程、坡度、坡向。通过ArcGIS Pro3.02从DEM数据提取坡度和坡向,其中坡度依据国际地理学联合会(IGU)标准划分为平原、斜坡、陡坡、峭坡和垂直壁,坡向采用自然地理中的分类方法分为平地、阴坡、半阴坡、阳坡和半阳坡5类。所有数据均通过掩膜、投影为WGS-1984-UTM\_Zone\_48N坐标系,统一重采样为250 m,保证数据分辨率一致,以满足CASA模型运算和多因子分析的需求(表1)。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 NPP估算模型

采用朱文泉等<sup>[18]</sup>改进的CASA模型,根据月平均气温、月总降水量、太阳辐射和遥感影像数据等多种数据类型计算NPP。计算公式为

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

式中:APAR( $x, t$ )表示像元 $x$ 在 $t$ 月植被吸收的光合有效辐射; $\epsilon(x, t)$ 表示像元 $x$ 在 $t$ 月植被的实际光能利用率。

表 1 数据来源与说明  
Table 1 Data sources and relevant description

数据类型	数据	年份	分辨率	数据来源
遥感影像	MODIS NPP	2001—2023	500 m	Google earth engine 平台数据集( <a href="https://earthengine.google.com/">https://earthengine.google.com/</a> )
植被指数	NDVI	2001—2023	250 m	
气候因子	逐月平均气温	2001—2023	1 km	国家青藏高原科学数据中心( <a href="http://data.tpdc.ac.cn/">http://data.tpdc.ac.cn/</a> )
	逐月总降水量	2001—2023	1 km	
	月太阳辐射	2001—2023	1 km	Google earth engine 平台数据集( <a href="https://earthengine.google.com/">https://earthengine.google.com/</a> )
人文因子	POP	2001—2020	1 km	中国科学院资源环境科学与数据中心( <a href="https://www.resdc.cn/">https://www.resdc.cn/</a> )
	GDP	2001—2020	1 km	
	土地利用类型	2001—2023	30 m	Google earth engine 平台数据集( <a href="https://earthengine.google.com/">https://earthengine.google.com/</a> )
地形因子	海拔高度	2023	30 m	地理空间数据云( <a href="http://www.gscloud.cn/">http://www.gscloud.cn/</a> )
	坡度	2023	30 m	基于 DEM 数据获得
	坡向	2023	30 m	

$APAR(x, t) = SOL(x, t) \times FPAR(x, t) \times 0.5$  (2)  
 式中:  $SOL(x, t)$  表示像元  $x$  在  $t$  月份太阳总辐射量;  
 $FPAR(x, t)$  表示像元  $x$  在  $t$  月份光合有效辐射吸收比  
 例; 0.5 表示 FPAR 占 SOL 的比例。

$\epsilon(x, t) = T_{e1}(x, t) \times T_{e2}(x, t) \times W_{\epsilon}(x, t) \times \epsilon_{max}$  (3)  
 式中:  $T_{e1}(x, t)$  和  $T_{e2}(x, t)$  表示像元  $x$  在  $t$  月份低温和  
 高温对光能利用率的影响;  $W_{\epsilon}(x, t)$  表示像元  $x$  在  $t$   
 月份降水对光能利用率的影响;  $\epsilon_{max}$  表示植被的最大  
 光能利用率, 本文采用朱文泉等模拟的典型植被最大  
 光能利用率结果, 其中常绿阔叶林  $\epsilon_{max}$  取值为 0.985。

1.3.2 趋势分析

采用 Theil-Sen Median 趋势法, 结合 M-K 检验,  
 探究植被 NPP 的时空变化。Theil-Sen Median 趋势  
 分析法<sup>[4]</sup>属于非参数统计方法, 适合长时序数据的趋  
 势分析。其计算公式为

$$\beta = \text{Median} \frac{NPP_j - NPP_i}{j - i} \quad (4)$$

(2001 ≤ i ≤ j ≤ 2023)

式中:  $\beta$  表示变化斜率;  $i$  和  $j$  为年份;  $NPP_i$  和  $NPP_j$  分  
 别表示第  $i$  和第  $j$  年 NPP 值。

Mann-Kendall 趋势分析(MK 检验)是一种用于  
 检验时间序列趋势显著性的方法。该方法不依赖正  
 态分布假设, 具有较强的抗干扰能力, 因此被广泛用  
 于气候、水文及生态领域的长期序列趋势分析。

假定  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  为时间序列变量, 构造统计  
 量  $S$ , 其计算公式如下:

$$S = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \text{sgn}(x_j - x_i) \quad (5)$$

式中:  $\text{sgn}$  为符号函数, 计算公式为

$$\text{sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & (x_j - x_i > 0) \\ 0 & (x_j - x_i = 0) \\ -1 & (x_j - x_i < 0) \end{cases} \quad (6)$$

使用检验统计量  $Z$  进行植被 NPP 变化趋势检  
 验,  $Z$  值计算方法如下:

$$Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S > 0) \\ 0 & (S = 0) \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S < 0) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\text{var}$  的计算公式为

$$\text{var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (8)$$

给定显著性水平  $\alpha$ , 当  $|Z| \leq Z_{1-\alpha/2}$  时, 接受原假设,  
 即时间序列趋势不显著; 若  $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$ , 拒绝原假设,  
 即趋势达到显著水平。当  $|Z|$  大于 1.65, 1.96, 2.58 时,  
 表示趋势分别通过 90%, 95% 和 99% 的显著性检  
 验。趋势显著性的判断标准见表 2。

表 2 Mann-Kendall 检验趋势类别  
Table 2 Trend categories based on Mann-Kendall test

变化斜率( $\beta$ )	$Z$ 值	趋势类别	趋势特征
$\beta > 0$	$2.58 < Z$	4	极显著增加
	$1.96 < Z \leq 2.58$	3	显著增加
	$1.65 < Z \leq 1.96$	2	微显著增加
	$Z \leq 1.65$	1	不显著增加
$\beta = 0$	$Z$	0	无变化
	$Z \leq 1.65$	-1	不显著减少
$\beta < 0$	$1.65 < Z \leq 1.96$	-2	微显著减少
	$1.96 < Z \leq 2.58$	-3	显著减少
	$2.58 < Z$	-4	极显著减少

### 1.3.3 变异系数

变异系数(coefficient of variation,  $C_V$ ),表示为一个变量的标准偏差与其平均值的比率,是对数据离散程度的统计度量。利用  $C_V$  探究研究区植被 NPP 变化的波动程度,  $C_V$  越小表示稳定性越高<sup>[3]</sup>。参照相关研究<sup>[20]</sup>,将  $C_V$  分为低波动( $C_V < 0.05$ )、较低波动(0.05~0.1)、中等波动(0.1~0.15)、较高波动(0.15~0.2)、高波动( $C_V > 0.2$ )。计算公式为

$$C_V = \frac{1}{\bar{x}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \quad (9)$$

式中:  $n$  为研究持续的时间长度;  $x_i$  为第  $i$  年的 NPP 值;  $\bar{x}$  为研究期间 NPP 平均值。

### 1.3.4 Hurst 指数

Hurst 指数是一种常用于定量表征时间序列变化趋势持续性的指标,可直观评估不同区域植被 NPP 未来变化趋势的持续性。本研究采用  $R/S$  分析法计算 Hurst 指数,预测植被 NPP 未来演变趋势,计算公式为

$$H = \frac{\lg^R S - \lg^c}{\lg^n} \quad (10)$$

式中:  $H$  为 Hurst 指数,取值范围为 0~1,结果越接近 1,表示持续性越强,越接近于 0 则反之;  $R$  为极差;  $S$  为标准差;  $c$  为常数;  $n$  为观察值的个数。参照籍健勋等<sup>[21]</sup>研究,将 Hurst 指数分为强反持续性(0~0.35),弱反持续性(0.35~0.5),弱持续性(0.5~0.65),强持续性(0.65~1)。

### 1.3.5 最优参数地理探测器(OPGD)

地理探测器作为一种用于检测多个空间单元中因素之间影响的统计方法,广泛应用于空间异质性探究和因子间相互作用的识别。Song Yongze 等<sup>[22]</sup>在地理探测器模型的基础上引入最优参数,该模型能够更好地识别空间尺度参数的相关组合,显著降低空间差异化的影响,从而更准确地揭示变量间的空间关联关系。通过该模型计算最大解释力( $q$ 值),确定离散方式,用  $q$  值大小表示自变量与因变量的关联程度,  $q$  值计算公式为

$$q = 1 - \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2 \quad (11)$$

式中:  $q$  表示因子的解释力,  $q \in (0, 1)$ ,  $q$  值越大,表示因子解释力越强;  $h=1, 2, 3, \dots$ ;  $L$  是变量  $Y$  或因子  $X$  的分层(分类或分区);  $N_h$  和  $N$  为层  $h$  和全区的单元数;  $\sigma^2$  和  $\sigma_h$  分别表示层  $h$  和全区的  $Y$  值方差。

### 1.3.6 时空地理加权回归模型(GTWR)

时空地理加权回归模型(GTWR)在传统地理加

权回归模型(GWR)的基础上引入时间维度,有效克服 GWR 仅考虑空间异质性的局限,能够更全面地分析变量的时空非平稳性。该模型揭示驱动因子与因变量之间的动态关联机制,计算公式为

$$y_i = \beta(u_i, v_i, t_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i, t_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (12)$$

式中:  $u_i, v_i$  分别为第  $i$  个样本点的经纬坐标;  $t_i$  为时间;  $(u_i, v_i, t_i)$  为  $i$  点的时空坐标;  $y_i$  和  $x_{ik}$  分别为样本点的自变量和因变量所对应的观测值;  $\beta(u_i, v_i, t_i)$  为  $i$  点的回归常数;  $\beta_k(u_i, v_i, t_i)$  为  $i$  点的第  $k$  个回归参数;  $\varepsilon_i$  为模型的残差。

采用 GTWR 模型分析南盘江流域植被 NPP 与驱动因子的时空关系,并基于 AICc 准则优化模型的自适应带宽,确保回归系数的计算精度。考虑到模型计算复杂度和研究区域特征,本研究采用 10 km × 10 km 规则格网作为分析单元,对格网内变量进行空间聚合并计算其平均值。选取 2005 年、2010 年、2015 年、2020 年植被 NPP 作为因变量,以对应年份的驱动因子数据作为自变量构建 GTWR 模型。为进一步解析各驱动因子对植被 NPP 的影响,采用自然断点分级法将回归结果划分为 4 个影响等级:强负向影响、弱负向影响、弱正向影响和强正向影响,从而量化各因子对植被 NPP 的促进或抑制效应。

## 2 结果与分析

### 2.1 模型精度验证

选取 MOD17A3 数据产品作为验证基准,通过年均值比较和像元尺度相关性分析对模型输出结果进行精度评估。研究表明,CASA 模型估算的年均 NPP 值为 1 002.265 g/(m<sup>2</sup>·a)(以 C 计),较 MOD17A3 H 产品的年均值(906.087 g/m<sup>2</sup>·a)偏高约 10.61%,但两者整体变化趋势具有一致性。为进一步验证模型精度,本研究以 CASA 模型模拟获得的 NPP 数据与 MOD17A3H 产品提供的 NPP 值为基础,构建 9 km × 9 km 的渔网,提取各渔网中心点对应的像元值。在剔除异常值和空值后,获得 966 组有效样本数据。

相关性分析(图 2)得出  $R^2$  为 0.800 3( $p < 0.05$ ),相关性较强,两者具有较高的一致性。尽管由于模型结构差异、输入数据质量、空间分辨率转换等因素导致估算结果存在一定偏差,但该偏差在可接受范围内,与已有研究的模型间误差相当。因此,本研究基于 CASA 模型的估算结果可用于后续相关研究。

### 2.2 南盘江流域植被净初级生产力时间变化特征

研究结果(图 3)表明,2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 值变化范围为 800~1 200 g/(m<sup>2</sup>·a),平均值

为  $1\,002.265\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ (以 C 计)。其中,2010—2012 年 NPP 值低于平均水平,2012—2014 年 NPP 表现出显著的恢复性增长,2016 年后 NPP 值逐渐趋于稳定。从长期趋势来看,南盘江流域植被 NPP 整体呈现上升趋势( $p<0.05$ ),增长速率为  $6.367\,3\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ ,不同年际 NPP 波动差异较大。研究期内植被 NPP 变化分为两个阶段,2001—2012 年 NPP 均值在较宽范围内波动 [ $852.973\sim 1\,030.553\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ ],2013—2023 年进入相对稳定的增长期,NPP 年均值波动范围收窄 [ $1\,010.696\sim 1\,089.304\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ ]。

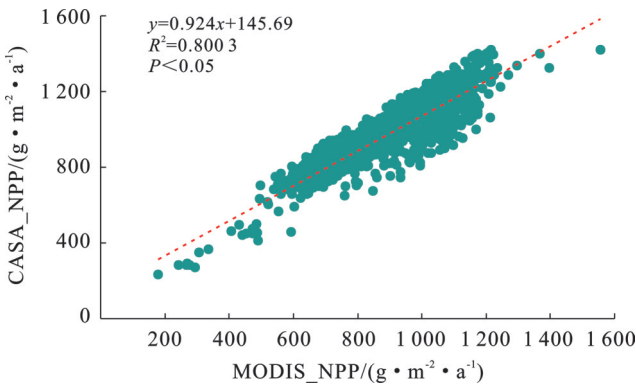


图 2 模拟结果精度验证(以 C 计)

Fig.2 Accuracy validation of simulation results (in terms of carbon)

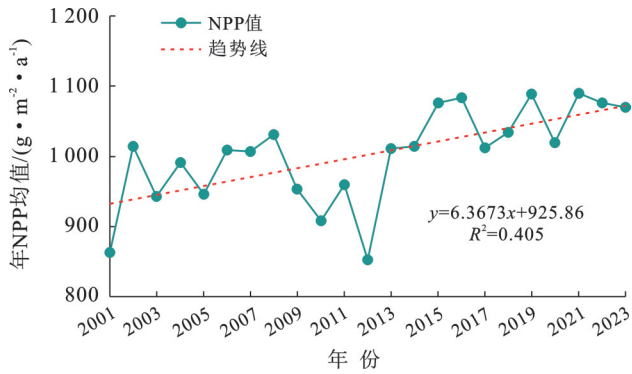


图 3 2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 年际变化(以 C 计)

Fig.3 Interannual variations in vegetation NPP (in terms of carbon) in Nanpan River basin (2001—2023)

### 2.3 南盘江流域植被净初级生产力空间变化特征

#### 2.3.1 NPP 空间分布特征

2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 年均值空间分异显著,总体呈现由东南向西北递减的空间格局(图 4)。NPP 高值区主要分布于南部和东西部边缘地带,涵盖西林县、隆林各族自治县、师宗县、个旧市、石屏县、峨山彝族自治县等地区;低值区多集中于乌蒙山余脉马雄山东麓海拔较高、喀斯特地貌集中以及人类活动强度较高的地区。从流域整体生产力水平来看,年均 NPP 超过  $800\text{ g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$  的区域面

积占比高达 82.46%,表明南盘江流域植被 NPP 积累整体较好。

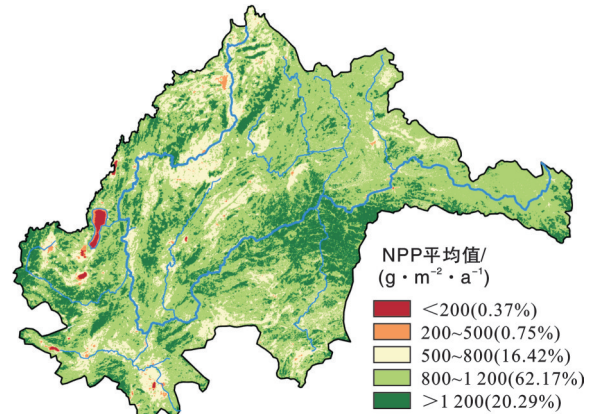


图 4 南盘江流域 2001—2023 年平均 NPP 的空间分布(以 C 计)

Fig.4 Spatial distribution of average NPP (in terms of carbon) in Nanpan River basin (2001—2023)

研究结果(图 5)表明,流域内 85.52% 的区域呈现 NPP 增长趋势,主要分布于黄泥河子流域及清水江子流域等地势低平的区域;NPP 负增长区域占比 14.47%,主要集中在东西部的曲江-巴江子流域、泸江子流域以及田林县东部喀斯特地貌集中区。显著性检验进一步表明,极显著增加和显著增加区域分别占 39.61% 和 13.16%,主要分布在黄泥河子流域与清水江子流域等地势相对低平、水土条件较好的地区;极显著减少和显著减少区域占比分别为 2.13% 和 1.45%,主要集中在麒麟区、陆良县和红塔区等喀斯特地貌发育、土壤背景条件较差以及人类活动密切的区域;不显著或微显著增加区域占 32.21%,不显著或微显著减少区域占 10.88%,主要分布于隆林河子流域及南盘江干流沿岸地带;无变化区域仅占研究区的 0.57%。

#### 2.3.2 研究区 NPP 稳定性和未来变化趋势

2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 的变异系数为 0.034~1.588,平均值为 0.11,表明流域 NPP 整体呈现较高的稳定性。从空间分布来看(图 6a),高波动区( $C_v>0.20$ )和较高波动区( $0.15\sim 0.20$ )分别占流域总面积的 3.61% 和 7.29%,集中分布于湖泊、喀斯特地貌以及人类活动集中区域,包括抚仙湖、异龙湖沿岸地带以及罗平县、个旧市和蒙自市等,这些区域的 NPP 受水位变化、城市扩张和季节性水文条件波动等因素影响较大,表现出较高的不稳定性。中波动区( $0.10\sim 0.15$ )占流域总面积的 35.06%,主要集中在黄泥河子流域;较低波动区( $0.05\sim 0.10$ )占流域总面积的 53.85%,在清水江、甸溪河子流域表现显著,表明这些区域的植被生产力年际变化平稳;而低波

动区( $CV < 0.05$ )仅占总面积的0.19%,零星分布于乐业县、田林县等地。

由图6(b, c)可知, NPP的Hurst指数范围为0.25~0.81,平均值为0.64,表明整个流域NPP未来变化整体呈强持续性变化特征。从空间分布来看,该流域整体呈现NPP持续增长态势,并在空间上形成自北向南“增加—减少—增加”的梯度分布格局。

NPP持续增加区域占流域总面积的80.29%,在黄泥河子流域及清水江子流域表现尤为突出,而持续减少区域(13.07%)主要分布在曲江-巴江子流域、甸溪河子流域等水文单元及城镇化集中区,由增加转为减少的区域(5.24%)和由减少转为增加的区域(1.4%)零散分布于隆林河子流域和泸江子流域。

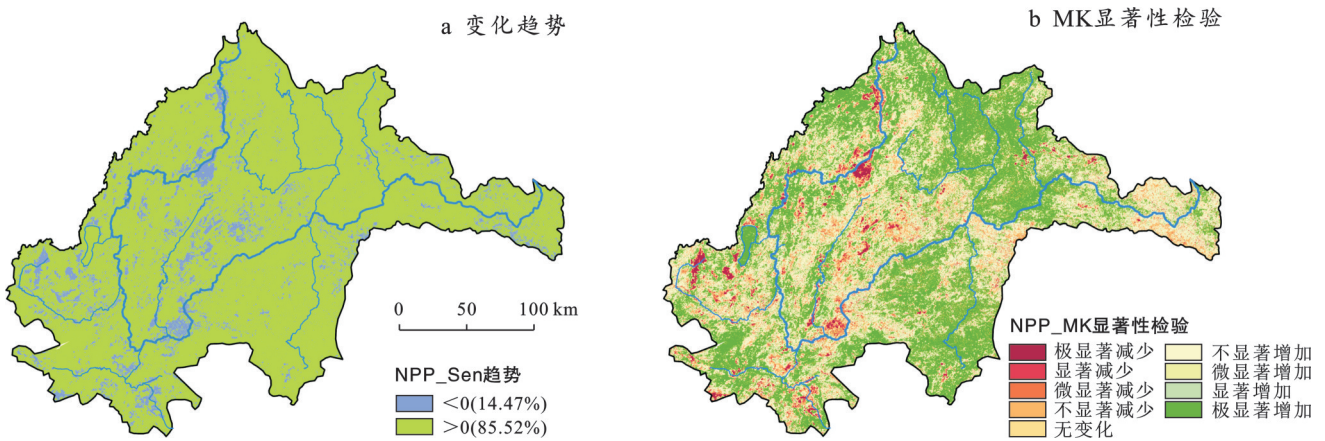


图5 2001—2023年南盘江流域植被NPP变化趋势及MK显著性检验

Fig.5 Change trend and Mann-Kendall significance test of vegetation NPP in Nanpan River basin (2001—2023)

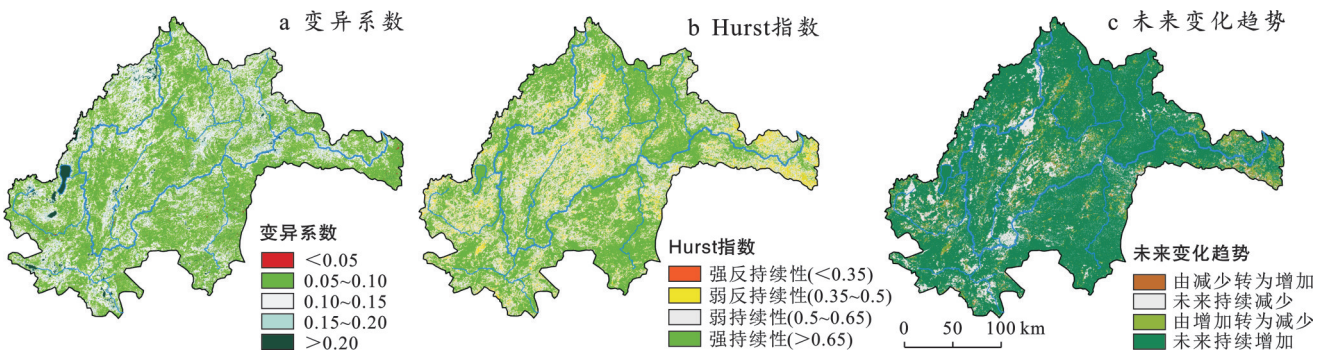


图6 2001—2023年南盘江流域植被NPP变异系数、Hurst指数和未来变化趋势

Fig.6 Coefficient of variation, Hurst exponent and future change trends of vegetation NPP in Nanpan River basin (2001—2023)

## 2.4 南盘江流域植被净初级生产力影响因素

### 2.4.1 连续型因子离散结果

选取2005, 2010, 2015和2020年4个代表年份的NPP数据,结合KNDVI( $X_1$ )、年平均气温( $X_2$ )、年太阳辐射总量( $X_3$ )、年降水量( $X_4$ )、POP( $X_5$ )、GDP( $X_6$ )、土地利用类型( $X_7$ )、坡向( $X_8$ )、坡度( $X_9$ )、海拔高度( $X_{10}$ )10个驱动因子,采用OPGD模型分析驱动因子的空间分异解释力。通过构建2 km×2 km至10 km×10 km共9种空间尺度的渔网单元进行多尺度采样,利用因子探测器计算各年份不同尺度下因子的 $q$ 值,最终确定5 km×5 km为最优尺度。针对连续型变量离散化问题,参考相关研

究<sup>[23]</sup>,将变量划分为3~9个区间,采用自然间断点、等间隔、分位数、几何间隔及标准差分类5种方法进行优化,以 $q$ 值最大化为标准,筛选出各因子的最佳离散方案(表3)。

### 2.4.2 单因子探测

图7表明,在动态演变上,主要驱动因子的影响力呈现阶段性变化。2005年,土地利用类型( $X_7$ )是NPP变化的主导因子,对南盘江流域植被NPP空间异质性的解释力最强( $q=0.4768$ ),2010—2020年,驱动因子排序趋于稳定,KNDVI( $X_1$ )成为主要驱动因子,其后依次为土地利用类型( $X_7$ )、POP( $X_5$ )、坡度( $X_9$ )和GDP( $X_6$ )。

从整体时段(2001—2023年)综合来看,各因子对 NPP 变化的影响程度差异显著。基于 2005—2020 年 4 个时段的数据,得到各因子综合解释力排序为:KNDVI( $X_1$ )>土地利用类型( $X_7$ )>POP( $X_5$ )>坡度( $X_9$ )>GDP( $X_6$ )>海拔( $X_{10}$ )>年太阳辐射总量( $X_3$ )>年总降水量( $X_4$ )>年平均气温( $X_2$ )>坡向

( $X_8$ )。这一结果表明,KNDVI( $X_1$ )、土地利用类型( $X_7$ )和 POP( $X_5$ )是影响南盘江流域 NPP 空间格局的核心驱动力, $q$  值均大于 0.2;社会经济要素[POP( $X_5$ )、GDP( $X_6$ )]在驱动因子排名中持续位列前 5;年降水量( $X_4$ )、年平均气温( $X_2$ )和坡向( $X_8$ )的  $q$  值均低于 0.05。

表 3 连续因子离散结果

Table 3 Discretization results of continuous factors

驱动因子	2005 年		2010 年		2015 年		2020 年	
	离散方法	区间数	离散方法	区间数	离散方法	区间数	离散方法	区间数
KNDVI( $X_1$ )	自然间断点	8	自然间断点	9	自然间断点	7	自然间断点	9
年平均气温( $X_2$ )	标准差	8	自然间断点	9	标准差	9	等间隔	8
年太阳辐射总量( $X_3$ )	标准差	9	标准差	6	几何间隔	8	分位数	6
年总降水量( $X_4$ )	自然间断点	8	标准差	9	几何间隔	9	等间隔	9
POP( $X_5$ )	分位数	8	分位数	7	分位数	9	几何间隔	9
GDP( $X_6$ )	几何间隔	9	几何间隔	9	分位数	8	几何间隔	9
土地利用类型( $X_7$ )	—	—	—	—	—	—	—	—
坡向( $X_8$ )	—	—	—	—	—	—	—	—
坡度( $X_9$ )	—	—	—	—	—	—	—	—
海拔( $X_{10}$ )	自然间断点	9	自然间断点	9	自然间断点	9	自然间断点	9

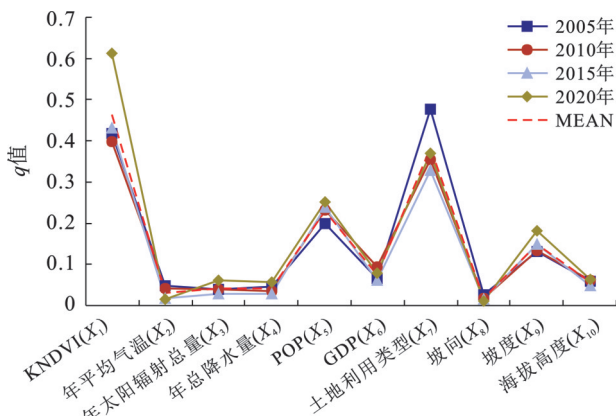


图 7 2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 各驱动因子解释力( $q$  值)情况

Fig.7 Explanatory power ( $q$ -value) of driving factors for vegetation NPP in Nanpan River basin (2001—2023)

2.4.3 交互作用探测

研究表明,2001—2023 年各驱动因子间的双因子交互效应均呈现增强趋势,主要表现为非线性增强或双因子增强模式(图 8a—8e)。2005 年土地利用类型( $X_7$ )因子表现出显著交互效应,其与 KNDVI( $X_1$ )因子的交互解释力最高( $q=0.6631$ ),与 POP( $X_5$ )、坡度( $X_9$ )及年平均气温( $X_2$ )的交互解释力分别达到 0.5344, 0.5167, 0.5116。2010—2015 年 KNDVI( $X_1$ )转变为主导交互因子,其与土地利用类型( $X_7$ )的交互解释力分别为 0.5395, 0.5331, 与 POP

( $X_5$ )的交互解释力达到 0.4992, 0.4883。至 2020 年,自然因子与人文因子交互效应显著增强,其中 KNDVI( $X_1$ )与土地利用类型( $X_7$ )的交互解释力跃升至 0.6703,与 POP( $X_5$ )的交互解释力达 0.6352,凸显人类活动与自然要素耦合作用的强化特征。长期观测(2001—2023 年)表明,KNDVI( $X_1$ )与土地利用类型( $X_7$ )的交互作用具有持续主导性(平均  $q=0.6015$ ),其次为 KNDVI( $X_1$ )与 POP( $X_5$ )( $q=0.5347$ ),KNDVI( $X_1$ )与年太阳辐射总量( $X_3$ )( $q=0.5182$ ),年平均气温( $X_2$ )与坡向( $X_8$ )的组合解释力最弱( $q=0.0539$ )。因此,植被状况与人类活动之间的强交互作用是驱动南盘江流域植被 NPP 时空演变的关键所在。

2.4.4 驱动因子空间异质性

基于 OPGD 模型分析结果,构建 GTWR 模型以分析南盘江流域植被 NPP 驱动因子时空异质性特征。首先通过 SPSS 27.0 计算各连续型自变量的方差膨胀因子(VIF)以评估多重共线性,以  $VIF < 7.5$  为筛选标准,最终确定 KNDVI、年太阳辐射总量、年总降水量、POP 及 GDP 为关键解释变量。选择调整后  $R^2$  和 AICc 作为模型置信度评价指标,拟合结果见表 4。GTWR 模型调整后  $R^2$  为 0.8617,显著高于 GWR, TWR, OLS 模型, AICc 为 26 075.6,亦显著低于 GTWR 模型,表明 GTWR 模型具有更高的精度,能够解释南盘江流域 80% 以上的 NPP 数据,模型拟合较好。

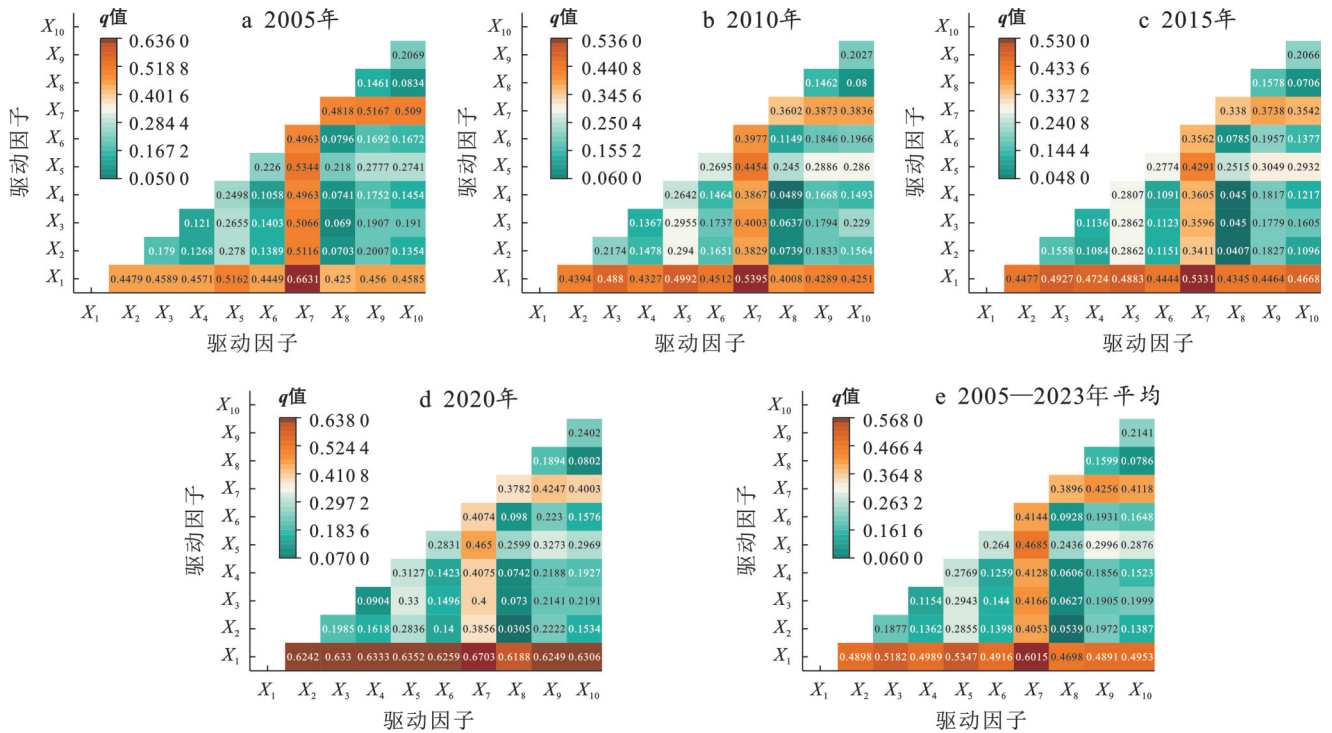


图 8 2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 因子交互探测结果

Fig.8 Interaction detection results of factors affecting vegetation NPP in Nanpan River basin (2001—2023)

表 4 各模型参数比较

Table 4 Comparison of model parameters

模型	GTWR	GWR	TWR	OLS
调整后 $R^2$	0.861 7	0.801 6	0.764 1	0.680 8
AICc	26 075.6	26 825.3	27 177.8	27 861.3

KNDVI对NPP表现出显著的正向促进作用(图9a<sub>1</sub>—9d<sub>1</sub>)。2005年强正向影响区主要分布于流域南部的中央地带,包括泸江子流域、甸溪河子流域以及隆林河子流域,2010—2015年较2005年强正向影响区的范围和强度有所减弱,2020年,强正向影响区再次扩大并发生空间转移,在流域的中西部和北部形成新的核心区域。其中,年太阳辐射总量以正向促进作用为主导(图9a<sub>2</sub>—9d<sub>2</sub>)。空间上正向影响区主要集中于南盘江流域西部地区,而负向影响则稳定在东南端的丘北、砚山县一带,表现出区域影响的稳定性。时间上正向影响的范围在2015年达到顶峰,几乎覆盖全域,但在2020年又有所收缩,强正向影响区退回到西部。年总降水量对NPP的作用同样以正向促进作用为主,负向抑制区呈阶段性空间分布特征(图9a<sub>3</sub>—9d<sub>3</sub>)。2005年负向影响集中于流域北部至中部地区,2010—2015年年总降水量对流域内NPP均表现为正向促进作用,2020年负向抑制区转移至广南县等地。POP对NPP的影响呈现“南正北负”的空间格局(图9a<sub>4</sub>—9d<sub>4</sub>),负向抑制区长期稳

定分布于喀斯特地貌发育、土壤贫瘠的流域北部与东部。GDP对NPP的影响呈现东西分异特征(图9a<sub>5</sub>—9d<sub>5</sub>),负向抑制区持续集中于东部隆林河子流域,正向影响区稳定分布在流域西部。

### 3 讨论

#### 3.1 南盘江流域植被净初级生产力时空分析

在时间上,2001—2023年南盘江流域植被NPP总体呈现波动上升趋势,与已有研究结果相吻合<sup>[24-25]</sup>。这一增长趋势与国家在西南喀斯特地区实施退耕还林(2002年)、退牧还草(2003年)及石漠化治理(2005年)等生态工程密切相关,显著增强了区域碳汇功能。近年来,随着气候变化加剧,西南地区极端气候事件频发,NPP年际波动显著增强。例如,2004年云南暴雨、2010年西南干旱以及2012年、2014年及2015—2018年的极端气候事件均明显抑制植被生长,揭示了极端事件对NPP的时滞性和累积影响<sup>[26]</sup>。此外,生态工程的覆盖范围与实施时机、人类活动扰动以及遥感数据本身的不确定性等因素也共同影响NPP的动态变化。

在空间上,南盘江流域植被NPP表现出显著的异质性特征,呈“北低南高、东南向西北递减”的空间分布格局。南部地区气候温暖湿润,年均温达22℃,年降水量约1500mm,地势平缓,土壤类型以赤红壤和红壤为主,有机质含量高,森林覆盖率高,优势植

被为季雨林和常绿阔叶林,生物量积累能力强,形成 NPP 高值区。北部地区则因年均温较低(约 14 ℃),降水较少(1 000 mm),海拔较高(1 500~2 000 m)及喀斯特地貌发育,植被类型以针阔混交林和灌丛为主,森林零散,NPP 值较低。同时,城市扩张和耕地

增加,压缩自然植被空间,从而 NPP 降低。NPP 低值区多集中在上中游河段及地质活动强烈区域。上中游河段及地质活动频繁区域如断层带、岩层褶皱区,因地形陡峭及水利工程建设影响,植被生长受限,生态系统稳定性下降,导致碳汇功能减弱。

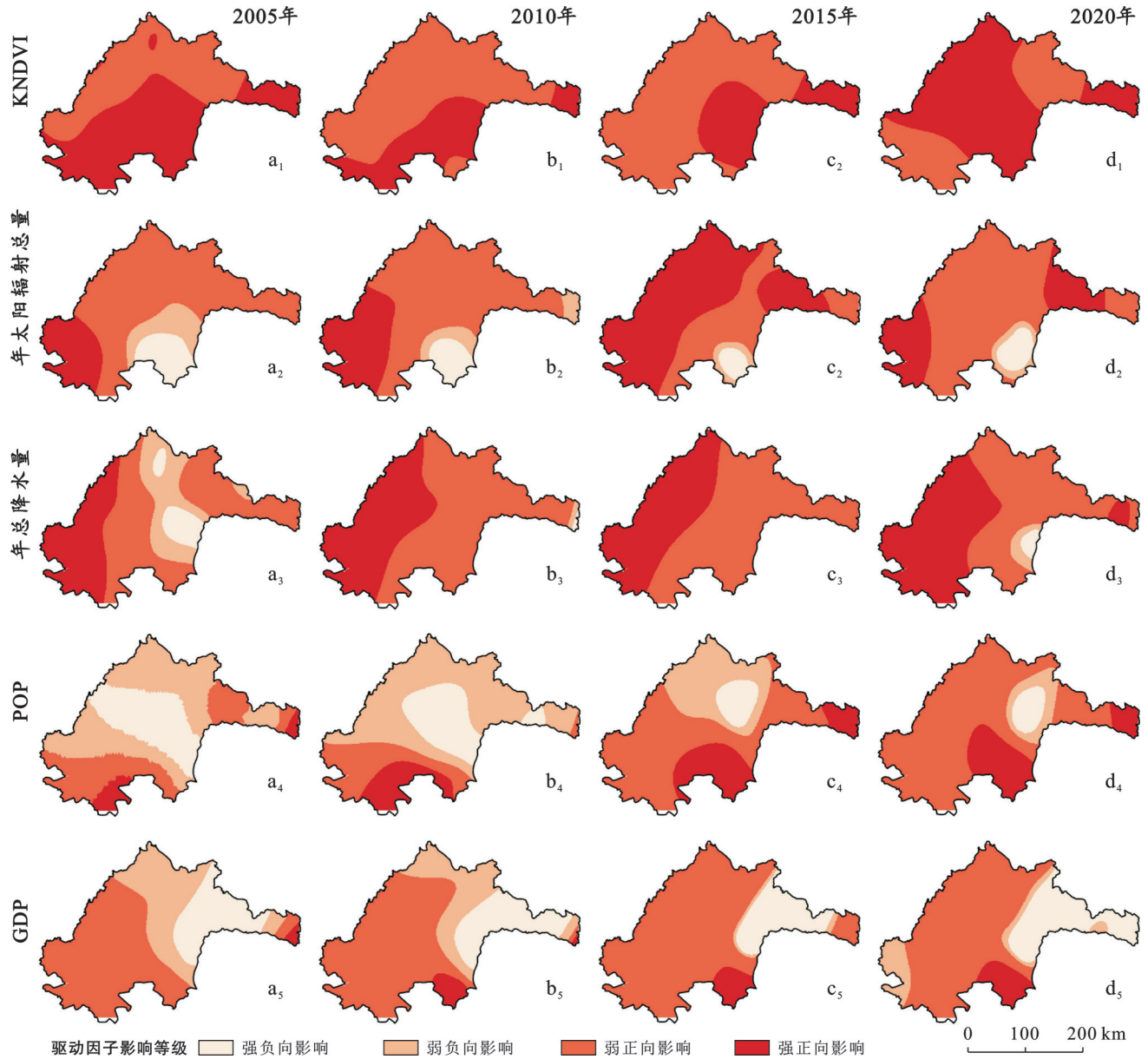


图 9 2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 各驱动因子回归系数等级分布  
 Fig.9 Spatial distribution of regression coefficient grades for driving factors of vegetation NPP in Nanpan River basin (2001—2023)

南盘江流域植被 NPP 在空间稳定性和未来变化趋势上表现出明显分异特征,超过 50% 区域波动性较低,80.3% 的区域呈持续增加趋势。稳定增长区主要分布在黄泥河、隆林河和甸溪河等子流域,得益于良好的自然条件和生态工程的积极作用。相对而言,北部及中部部分区域 NPP 波动性较强且持续下降,一方面受限于较高海拔、喀斯特地貌和土壤贫瘠

等自然条件,另一方面是城镇化进程对植被覆盖的破坏,土地利用类型的频繁转换对土壤结构和生态功能产生不利影响,进一步削弱区域植被的碳汇能力。未来应重点加强对高海拔区域及经济发展和城镇化加速的城市扩张区域的持续监测与动态管理,确保生态环境质量不被破坏。在南盘江流域上游等岩溶地貌明显、生态系统较为脆弱的区域,应继续推

进退耕还林还草与石漠化治理等生态修复工程,强化生态保护力度,有效减缓人类活动和极端气候对植被生长造成的不良影响。

### 3.2 南盘江流域植被净初级生产力驱动因素分析

基于 OPGD 模型的单因子探测结果和 GTWR 模型分析,系统揭示自然因素与人类活动共同驱动南盘江流域植被 NPP 空间异质性,结果与前人研究保持一致<sup>[19,27]</sup>。KNDVI 作为综合植被生理生态状态的指标,在多因子交互驱动机制中占据核心地位,显著优于传统植被指数(如 NDVI, EVI),为理解喀斯特地貌复杂区植被碳汇形成与演变提供精细解释。

KNDVI 作为一种综合性植被指数,融合高阶特征提取与降噪算法,敏感捕捉叶绿素含量、叶面积指数、生物量及覆盖度等关键植被结构和功能指标,其数值升高意味着植被光合作用潜力和效率增强,光合碳固定能力提升,从而直接驱动 NPP 的增加。研究表明,KNDVI 与 NPP 在高覆盖区域存在强正相关。这一结果证实植被生长状态对碳汇能力的直接影响,进而佐证植被生理生态状态是其首要驱动力这一科学认识。

气温和太阳总辐射作为相对稳定的影响因子,虽然短期内波动有限,但其对植被生理过程的累积调控作用不容忽视。适宜的温度和光照条件促进光合作用效率和生物量积累,极端温度或辐射异常则抑制植物生长,导致 NPP 变化。特别是气温通过调节植物的光合特性、呼吸速率和生长周期,太阳辐射则决定光能利用效率,两者共同影响植被累积生产力。极端气候事件作为气温和降水异常的表现,其对植被的胁迫具有明显的滞后效应,导致 NPP 的年度波动与长期趋势的耦合变化。近年来,随着气候条件趋于相对稳定及植被适应性增强,气候因子对 NPP 的解释力逐渐趋于稳定,且生态工程提升植被的水热资源利用效率,促进 NPP 的持续增长。此外,地形因素亦不可忽视。海拔和坡度增加往往伴随人类活动干扰减弱,自然因素对植被生长的调控作用增强,提升碳汇能力,表现为高海拔地区特有的 NPP 空间分布特征。

在人类活动方面,土地利用和 POP 是解释 NPP 变化的重要人文因子,而 GDP 的解释力度相对较弱。频繁变动的土地利用方式和持续增加的人口密度往往会破坏植被的自然生存环境,干扰其正常生长过程,导致 NPP 下降。研究进一步发现,POP 和 GDP 对 NPP 的影响呈现明显的阶段性特征。根据 2001—2020 年统计年鉴数据,南盘江流域城镇化水平持续提升,初期城市用地扩张和交通网络建设压缩农业

及自然植被空间,对 NPP 产生抑制。然而,伴随生态补偿政策逐步落地及产业结构向绿色低碳转型,人类活动对生态系统的干扰呈现出趋缓态势,对植被恢复的正向反馈效应逐步增强。区域社会经济发展与生态系统服务正由对立走向协同,生态系统稳态性与碳汇功能有望进一步增强。

交互作用分析显示,因子间的交互效应对 NPP 的解释力明显高于单因子,且多表现为双因子增强和非线性增强效应,这与已有研究结果一致<sup>[20,27]</sup>。尤其是 KNDVI 与土地利用类型的交互作用极为显著,体现出植被生理状态与土地利用变化的耦合作用是南盘江流域植被 NPP 空间分布和动态变化的关键驱动力,与以往研究结果吻合<sup>[28]</sup>。这一发现区别于以往研究<sup>[29-30]</sup>中 NDVI 和 EVI 在多因子交互中的主导作用不明确的局限,为复杂喀斯特生态系统的动态机制解析提供新视角。POP, GDP 与土地利用格局作为表征人类活动强度和经济发展的重要指标,与城市化和工业化进程高度相关,通过转变土地利用方式间接影响生态系统的稳定性与恢复力,进一步验证人类活动与自然因素的共同作用机制。因此,明确 KNDVI 在多因子交互驱动中的核心地位,不仅深化对南盘江流域植被碳汇演变机制的理解,也为区域生态管理和碳减排政策提供科学依据。未来研究应进一步结合高时空分辨率遥感数据和生态过程模型,强化驱动机制的动态解析与预测能力。

### 3.3 不足与展望

本研究所用遥感数据空间分辨率较低,在一定程度上影响 NPP 估算结果的精度与可靠性,在未来研究中应采用高分辨率数据结合实地考察资料以提高结果精度;模型输入因子选取和研究年限选择受限于现有数据和先验知识,难以全面揭示多重驱动机制,未来研究中应结合多源数据融合技术与机器学习等方法,提升驱动因子识别的全面性与模型构建的科学性;GTWR 模型时间节点选择基于数据可得性与代表性,虽能覆盖主要变化阶段,但可能遗漏短期极端事件或快速土地利用变化的影响,未来可结合更高时间分辨率数据或滑动窗口方法加以优化。此外,应系统评估极端气候事件对植被 NPP 的影响机制,深化对区域碳循环与生态系统动态的认知。

## 4 结论

2001—2023 年南盘江流域植被 NPP 呈显著增长趋势,整体空间分布表现为南部及东西部边缘高值,中北部及城镇化强烈区域低值的格局。生态恢复工程及土地利用调整对 NPP 提升贡献显著,特别是退

耕还林还草等生态措施在流域南部和中西部发挥积极作用。植被自身生长状态(以KNDVI为代表)和人类活动(土地利用类型、POP)是影响NPP时空演变的核心因子,二者的交互增强效应尤为突出,体现出生态系统对人类干扰的高度敏感性。气候因子虽整体呈正向促进作用,但其影响表现出显著的空间异质性。流域内年总降水量和太阳辐射主要促进植被生产力,而年平均气温对NPP的影响相对较弱,部分高海拔及喀斯特发育区的温度效应复杂。人为因素对NPP的负向影响主要集中于喀斯特地貌发育、土地贫瘠和城镇化较强的区域,表现出人类活动对生态系统的局部抑制作用。

### 参考文献(References)

- [1] Bai Xiaoyong, Zhang Sirui, Li Chaojun, et al. A carbon-neutrality-capacity index for evaluating carbon sink contributions [J]. *Environmental Science and Ecotechnology*, 2023,15:100237.
- [2] Chen Jinlong, Shao Zhenfeng, Huang Xiao, et al. Assessing the impact of drought-land cover change on global vegetation greenness and productivity [J]. *Science of the Total Environment*, 2022,852:158499.
- [3] 罗健梅,阿布都热合曼·哈力克,段越帆,等.艾比湖流域植被NPP时空演变特征及其驱动因素[J].*生态学报*, 2025,45(1):182-196.  
Luo Jianmei, Abudurehman·Halike, Duan Yuefan, et al. Spatiotemporal dynamics and driving factors of net primary productivity in the Ebinur Lake basin [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2025,45(1):182-196.
- [4] 马炳鑫.西南地区NPP时空变化及驱动因素研究[D].广西桂林:桂林理工大学,2023.  
Ma Bingxin. Spatial and temporal variation and drivers of NPP in southwest China [D]. Guilin, Guangxi: Guilin University of Technology, 2023.
- [5] 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.
- [6] Potter C, Pass S. Changes in the net primary production of ecosystems across western Europe from 2015 to 2022 in response to historic drought events [J]. *Carbon Balance and Management*, 2024,19(1):32.
- [7] 赵雪瑞,韩玲,刘明,等.基于改进CASA模型的陕西省植被NPP遥感估算[J].*水土保持研究*, 2024,31(3):247-256.  
Zhao Xuerui, Han Ling, Liu Ming, et al. Remote sensing estimation of vegetation NPP in Shaanxi Province based on improved CASA model [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2024,31(3):247-256.
- [8] Lin Ziqi, Liu Yangyang, Wen Zhongming, et al. Spatial-temporal variation characteristics and driving factors of net primary production in the Yellow River basin over multiple time scales [J]. *Remote Sensing*, 2023,15(22):5273.
- [9] Zhang Cheng, Zhen Haobei, Zhang Shanghong, et al. Dynamic changes in net primary productivity of marsh wetland vegetation in China from 2005 to 2015 [J]. *Ecological Indicators*, 2023,155:110970.
- [10] 张文.西南喀斯特地区NPP时空演变特征及其对气候变化响应研究[D].河南开封:河南大学,2024.  
Zhang Wen. Temporal and spatial evolution of npp and its response to climate change in Karst area of southwest China [D]. Kaifeng, Henan: Henan University, 2024.
- [11] Zhang Wen, Xi Mengzhu, Liu Haodong, et al. Low sensitivity of net primary productivity to climatic factors in three karst provinces in southwest China from 1981 to 2019 [J]. *Ecological Indicators*, 2023,153:110465.
- [12] 左丽媛,高江波.基于地理探测器的喀斯特植被NPP定量归因[J].*生态环境学报*, 2020,29(4):686-694.  
Zuo Liyuan, Gao Jiangbo. Quantitative attribution analysis of NPP in karst peak cluster depression based on geographical detector [J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2020,29(4):686-694.
- [13] Guo Xiaojie, Yuan Lei, Chen Xu. Spatial-temporal variations and Influencing Factors of vegetation net primary productivity: A case study of Yunnan Province, China [J]. *Polish Journal of Environmental Studies*, 2025,34(3):2141-2156.
- [14] Zhou Luanyu, Zhao Yuluan, Zhu Changli, et al. Route selection for scenic byways in karst areas based on the minimum cumulative resistance model: A case study of the Nanpan-Beipan River basin, China [J]. *Ecological Indicators*, 2024,163:112093.
- [15] 粟凡婕,王加胜,王志敏,等.2001—2020年南盘江流域植被物候时空变化及其对气候的响应[J].*水土保持研究*, 2022,29(5):220-227.  
Su Fanjie, Wang Jiasheng, Wang Zhimin, et al. Temporal and spatial changes of vegetation phenology and its response to climate change in Nanpan River basin from 2001 to 2020 [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2022,29(5):220-227.
- [16] 李嘉旺.基于SWAT模型的南盘江流域径流模拟及其对气候变化的响应研究[D].云南昆明:云南大学,2022.  
Li Jiawang. Study on runoff simulation and its response to climate change in Nanpan River basin based on SWAT model [D]. Kunming, Yunnan: Yunnan University, 2022.
- [17] Wang Han, He Weihong, Xiao Yifan, et al. Stagewise collapse of biotic communities and its relations to oxygen

- depletion along the north margin of Nanpanjiang basin during the Permian-Triassic transition [J]. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 2023, 621: 111569.
- [18] 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.
- [19] 魏泽锋, 官云兰, 王淑婷, 等. 基于KNDVI的塔里木河流域植被覆盖时空变化与归因分析[J]. *环境科学*, 2025, 46(12): 7853-7864.  
Wei Zefeng, Guan Yunlan, Wang Shuting, et al. Spatio-temporal change and attribution analysis of vegetation coverage in Tarim River basin on KNDVI [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(12): 7853-7864.
- [20] 武爱彬, 陈辅国, 尤海舟, 等. 京津冀地区植被净初级生产力时空变化特征及影响因素分析[J]. *环境科学*, 2025, 46(11): 6957-6968.  
Wu Aibin, Chen Fuguo, You Haizhou, et al. Temporal and spatial variation characteristics and influencing factors of net primary productivity of vegetation in Beijing, Tianjin and Hebei [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(11): 6957-6968.
- [21] 籍健勋, 童新, 段利民, 等. 内蒙古河套灌区所在流域植被NPP时空动态特征及其驱动力分析[J]. *环境科学*, 2025, 46(7): 4392-4402.  
Ji Jianxun, Tong Xin, Duan Limin, et al. Spatio-temporal dynamic characteristics and driving factors of vegetation NPP in Hetao irrigation district of Inner Mongolia [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(7): 4392-4402.
- [22] Song Yongze, Wang Jinfeng, Ge Yong, et al. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data [J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(5): 593-610.
- [23] 李晓健, 马林兵. 基于参数最优地理探测器的粤东北耕地非农化特征与影响因素研究[J]. *水土保持通报*, 2024, 44(5): 100-112.  
Li Xiaojian, Ma Linbing. Characteristics and influencing factors of farmland conversion to non-agricultural uses in northeast Guangdong Province based on optimal parameter geographic detector [J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2024, 44(5): 100-112.
- [24] 钱慧, 张超, 范金明, 等. 基于改进CASA模型的云南省植被NPP时空格局分析[J]. *林草资源研究*, 2023(6): 120-128.  
Qian Hui, Zhang Chao, Fan Jinming, et al. Spatio-temporal pattern analysis of vegetation NPP in Yunnan Province based on improved CASA model [J]. *Forest and Grassland Resources Research*, 2023(6): 120-128.
- [25] 徐虹, 程晋昕, 何雨琴, 等. 气候变化和人类活动对云南省植被净初级生产力的影响[J]. *高原气象*, 2024, 43(4): 1064-1075.  
Xu Hong, Cheng Jinxin, He Yuqin, et al. Effects of climate change and human activities on net primary productivity in Yunnan Province [J]. *Plateau Meteorology*, 2024, 43(4): 1064-1075.
- [26] 徐勇, 郑志威, 戴强玉, 等. 顾及滞效应的西南地区植被NPP变化归因分析[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(9): 297-305.  
Xu Yong, Zheng Zhiwei, Dai Qiangyu, et al. Attribution analysis of vegetation NPP variation in southwest China considering time-lag effects [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(9): 297-305.
- [27] 张仲芝, 赵俊三, 陈国平, 等. 基于OPGD模型的昆明市植被NPP时空演变及驱动机制[J]. *水土保持学报*, 2025, 39(2): 298-308.  
Zhang Zhongzhi, Zhao Junsan, Chen Guoping, et al. Spatiotemporal evolution of NPP and its influencing factors in Kunming City based on the OPGD model [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2025, 39(2): 298-308.
- [28] Chen Xu, Zhang Yaping. Impacts of climate, phenology, elevation and their interactions on the net primary productivity of vegetation in Yunnan, China under global warming [J]. *Ecological Indicators*, 2023, 154: 110533.
- [29] 周治刚, 丁晔, 王敏丽, 等. 湖北省植被净初级生产力时空分异格局及多元驱动力定量解析[J]. *环境科学*, 2025, 46(5): 2997-3008.  
Zhou Zhigang, Ding Ye, Wang Minli, et al. Quantitative analysis of the spatial and temporal distribution pattern of net primary productivity of vegetation in Hubei Province and its multiple driving forces [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(5): 2997-3008.
- [30] 罗阳. 基于CASA模型的珠江流域片植被NPP时空变化与影响因子分析[D]. 广西 桂林: 桂林理工大学, 2020.  
Luo Yang. Analysis of spatio-temporal variation and impact factors of the vegetation net primary in Pearl River basin based on the CASA model [D]. Guilin, Guangxi: Guilin University of Technology, 2020.