

鲁铁定,章园,曾思婷,等.江西省NPP估算及其与气候因子的关联分析-基于改进CASA模型[J].中国环境科学,2025,45(1):369-378.

Lu T D, Zhang Y, Zeng S T, et al. Estimation of net primary productivity and correlation study with climate parameters in Jiangxi Province using the enhanced CASA model [J]. China Environmental Science, 2025,45(1):369-378.

江西省NPP估算及其与气候因子的关联分析-基于改进CASA模型

鲁铁定^{1,2},章园^{1*},曾思婷¹,陶蕊³,腾月⁴(1.东华理工大学测绘与空间信息工程学院,江西南昌330013;2.东华理工大学自然资源部鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室,江西南昌330013;3.江西省交通设计研究院有限责任公司,江西南昌330013;4.江西省自然资源测绘与监测院,江西南昌330002)

摘要:通过改进太阳辐射参数和水分子胁迫系数计算方法提高了CASA(Carnegie-Ames-Stanford Approach)模型估算净初级生产力(NPP)的精度,并在此基础上对NPP和气象因子进行相关性和趋势分析.结果表明,基于改进后模型,NPP与实地观测数据的相关性达0.62;2001~2022年,江西省年均NPP整体呈上升趋势,年均值超过1000gC/(m²·a);NPP月均值为秋季>夏季>冬季>春季,月均值最大值出现在7月;NPP年均值上最大值、最小值出现在2018年、2010年;趋势变化和相关性分析的结果表明,2001~2022年江西省太阳辐射量呈现下降趋势,但NPP的变化未受显著影响;最小二乘法回归模型结果表明,温度每增加一个单位,NPP平均随温度的增加而增加,随太阳辐射的减少而减少;NPP在近几年(2019~2022年)极端事件增加的情况下,NPP未出现显著下降.

关键词:CASA模型;净初级生产力;太阳辐射;气候变化;江西省

中图分类号:X173 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-6923(2025)01-0369-10

Estimation of net primary productivity and correlation study with climate parameters in Jiangxi Province using the enhanced CASA model. LU Tie-ding^{1,2}, ZHANG Yuan^{1*}, ZENG Si-ting¹, TAO Rui³, TENG Yue⁴ (1.School of Surveying and Geoinformation Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China; 2.Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving around Poyang Lake of Ministry of Natural Resources, East China University of Technology, Nanchang 330013, China; 3.Jiangxi Communications Design and Research Institute Co., Ltd, Nanchang 330000, China; 4.Jiangxi Provincial Natural Resources Surveying and Monitoring Institute, Nanchang 330002, China). *China Environmental Science*, 2025,45(1): 369~378

Abstract: This research increases the accuracy of Net Primary Productivity (NPP) estimation in the CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) model by refining the calculation methods for solar radiation parameters and water stress coefficients. Based on the improvement, correlation and trend analysis of NPP and meteorological variables were carried out. Following model optimization, the correlation between NPP and field observation data improved to 0.62. From 2001 to 2022, the annual average NPP in Jiangxi Province increased steadily, with the average value exceeding 1000gC/(m²·a). The monthly NPP values were in the following seasonal order: autumn > summer > winter > spring, with July having the highest value. The highest and lowest annual NPP values were observed in 2018 and 2010, respectively. Trend analysis and correlation facts show that, despite a decline in solar radiation from 2001 to 2022, NPP changes were not considerably impacted. A least-squares regression model revealed that NPP increased with rising temperature and decreased with decreasing sun radiation. Despite recent increases in extreme events (2019~2022), there has been no notable decrease in NPP levels.

Key words: CASA model; net primary productivity; solar radiation; climate change; Jiangxi Province

净初级生产力(NPP)作为一个衡量生态系统能量获取能力的重要指标,对于理解碳循环及其对环境变化的响应尤为重要,它是指一定时间内和空间内绿色植被光合作用所产生的有机物总量减去自养呼吸和生长消耗后的部分^[1-2].国际地球生物组织(IGBP)、全球变化与陆地生态系计划(GCTE)等机构均将其确认为评估生态系统生产力及能量转化

的核心指标^[2-4],其不仅映射了植物生长的速率,而且反映了生态系统在碳储存方面的潜力.因此,测定和理解NPP对于剖析生态系统的生产力、能量循环及碳流具有至关重要的意义.

收稿日期:2024-06-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42374040,42061077)

* 责任作者,助理工程师,zhangyuan@ecut.edu.cn

面对耗时成本高昂的野外测量、生态定位研究站和通量观测塔数量较少且分布不均的问题,这给大范围动态监控带来巨大挑战,因此模拟模型估算 NPP^[5-7]成为一种常见的方法.目前,植被 NPP 估算方法大致可分为野外测量法和模型模拟法,现有 NPP 估算模型主要分为过程模型、光能利用率模型、统计模型等^[7-8],其中作为过程模型代表之一的光能利用效率(Carnegie-Ames-Stanford Approach)模型^[2,9],被广泛应用于研究地球生态系统的碳循环过程和估算植被的生态过程.CASA 模型关键在于综合应用若干参数—如太阳辐射量(SOL)、光合有效辐射的比例(FPAR)、水分和温度胁迫因子和最大光能利用率等,共同作用下模拟植被的 NPP 和碳循环.彭少麟等^[10]发现,最大光能利用率 0.389gC/(MJ)的取值并不适用于中国地区.基于这一发现,许多学者相继对 CASA 模型参数进行了优化和校正,以进一步提升模型的地域适用性与精确度.例如,朱文泉等^[2]基于 NPP 实地数据引入植被覆盖分类数据,模拟最大光能利用率来估算 NPP;苏胜涛等人基于中国生态系统研究网络(CERN)数据结合土地覆盖数据,对传统 CASA 模型进行优化^[11];Bao 等^[12]和 Wu 等^[8]分别利用地表湿润指数(LSWI)和短波红外土壤湿度指数^[13](SIMI),简化 CASA 模型中的水分胁迫系数来估算 NPP;朱文泉等^[14]与 Zheng 等^[15]基于 FPAR 和归一化植被指数(NDVI)之间的线性关系,表示 FPAR 以提升 CASA 模型精度.

尽管 CASA 模型在全球范围内的应用^[16-17]已较为广泛,且其 NPP 估算的精度相对较高,但在实际应用中仍面临诸多不确定性问题,包括参数设置的时序动态性、模型结构的复杂性以及对气候变化背景下 NPP 响应机制的准确模拟等.基于此,本文以江西省为研究区域,该区域植被类型丰富,包括森林、农田和湿地等多种生态系统,研究其 NPP 变化有助于理解不同生态系统对气候变化及极端气候事件的响应机制.在前人研究基础上,本文通过引入云量数据改进 SOLARFLUX 参数计算 SOL,并采用短波红外土壤湿度指数和 TerraClimate 数据计算水分胁迫系数参数,以提高模型在江西省区域气候特征下的适用性.同时,通过统计分析和 Theil-Sen 斜率分析 NPP 与气象因子的相关性和趋势变化,以探讨江西省 NPP 及其对气候变化和极端事件下的响应.这将

提供一种更加符合江西省区域气候特征的 NPP 估算方法,为类似区域的 NPP 估算和气候变化研究提供参考.

1 研究区与方法

1.1 研究区

江西省位于中国东南部,北纬 24°29'14"~30°04'43",东经 113°34'18"~118°28'56"之间,总面积约 16.69 万 km²,濒临长江中下游的南岸.它属亚热带季风湿润气候,雨季易遭洪涝灾害.雨季过后,受亚热带高压影响,晴朗高温天气易引发干旱.被列为中国 13 个粮食主产区之一的江西,虽是重要的商品粮基地,但年年受气象灾害(如干旱、高温、洪涝等)影响,农业和经济发展备受挑战.

1.2 数据说明和预处理

遥感数据:实验使用(通过 8d 合成)MOD09GA 和 MYD09GA(空间分辨率 500m)的近红外波段、红波段、短波红外地表反射率数据,数据用于分析植被覆盖、健康状况和光合有效辐射比;DEM 数据中 STRM-V4(空间分辨率 90m)和 Copernicus DEM(空间分辨率 30m)用于计算辐射数据;MCD12Q1 土地覆盖数据(空间分辨率 500m)用于确定不同植被类型分布;已在全球地区研究中得到验证和应用的 TerraClimate 数据集^[18-19],提供完整时间段高分辨率高覆盖(空间分辨率 4638m)数据,选取月最大温度、最小温度、辐射数据、降水量数据,用于计算实际光能利用率;上述这些数据均基于 GEE(Google Earth Engine)遥感云平台进行数据处理和下载,按照质量波段进行质量控制,然后重投影为 WGS 84(EPSC: 4326),进行镶嵌、掩膜和重采样为 500m.最后,MOD09GA 和 MYD09GA 反射率数据取均值,反射率和其余数据均处理为月数据.所使用的 MOD08M3 的云量数据(空间分辨率为 500m)主要用于 arcgis 中 SOLARFLUX 模型(Solar Radiation Flux Model),使固定参数(漫射比和透射率)动态化估算太阳辐射量,数据来源于美国国家航空航天局(NASA)网站;时间为 2001~2022 年.

NPP 数据:本研究所使用的实测数据主要来源于中国生态系统研究网络(CERN)的地面站点生物量样本数据^[20],是通过在江西省内特定地点直接进行生物量测定获得的,根据总初级生产力(GPP)与

NPP 成比例(0.47)的数据关系^[21]换算得到样本的植被 NPP,用于本地 NPP 估算模型的验证.为了解决样本数据限制和生物量到 NPP 的转换不确定性所带来的问题,本文进一步通过与 MOD17A3HGF 数据集(时间分辨率为 1a,空间分辨率为 500m)的对比来验证本地估算模型.MOD17A3HGF 与 MYD17A3HGF 的年度均值 NPP 均利用 GEE 进行获取和预处理,MOD17A3HGF 数据集已在全球范围内的多项研究中得到了验证和应用^[9,22].最后使用两种数据对本地 NPP 估算模型进行验证.

太阳辐射数据:月太阳辐射数据来源于国家生态科学数据中心(<http://www.cnern.org.cn/>)的江西大岗山森林生态站(2017 年)和鹰潭生态站(2002~2020 年)数据,该数据主要用于验证和校准 MOD08M3 数据、高程数据、TerraClimat 数据中太阳辐射数据,确保这些数据能准确反映实际观测站点情况.

其余数据:江西省行政区划边界数据来源于资源环境科学数据注册与出版系统^[23].

1.3 CASA 模型估算 NPP

CASA 模型综合考虑气象、环境和土壤因素,以模拟植物对光合有效辐射的吸收,并将其转化为有机碳的生理过程^[14-16],计算公式如下:

$$NPP(x,t) = 0.5 \times SOL(x,t) \times FPAR(x,t) \times LUE(x,t) \quad (1)$$

式中: $NPP(x,t)$ 为在 t 月位于网格单元 x 的净初生产力 $gC/(m^2)$; 0.5 表示植物在 0.4~0.7 μm 波长范围内能够吸收的辐射比例; $SOL(x,t)$, $FPAR(x,t)$ 分别为在 t 月位于网格 x 的太阳总辐射 MJ/m^2 ,吸收的光合有效辐射比; $LUE(x,t)$ 为在 i 月位于网格 x 实际光能利用率.

1.3.1 固定参数 光合有效辐射比和实际光能利用率采用朱文泉等^[14]经验公式计算,实际光能利用率在 t 月位于网格 x 实际光能利用率,其计算公式如下:

$$LUE(x,t) = T_{e1}(x,t) \times T_{e2}(x,t) \times W(x,t) \times LUE_{MAX} \quad (2)$$

式中: $T_{e1}(x,t)$, $T_{e2}(x,t)$ 是温度胁迫因子,分别表示高温、低温对光能利用率的影响; $W(x,t)$ 表示在 t 月份中网格单元 x 上的水分胁迫系数.该实验未考虑人为和非人为影响,由于 MCD12A1 产品中其他土地利用类型的累积土地利用变化没有足够准确性来区分人为和非人为影响^[24]. LUE_{MAX} 指在理想条

件的最大效率取值(如表 1).

表 1 光能利用效率取值
Table 1 Values of light energy use efficiency

Type	类型	LUE
1	常绿针叶林	0.389
2	常绿阔叶林	0.985
3	落叶针叶林	0.485
4	落叶阔叶林	0.692
5	混交林	0.768
6	封闭灌木地	0.429
7	开放灌木丛	0.429
8~17	其他	0.542

1.3.2 CASA 调整参数 SOL 参数:采用 arcgis 中的 SOLARFLUX 模型^[25-26]计算 SOL 数据.该模型是基于数字高程模型(DEM)精确估算广泛区域内的太阳辐射量,一个综合大气条件、纬度、地形等因素的模型.首先在由漫射比和透射率参数确定的大气条件下,采用前人研究成果^[8,25,27],利用 MOD08M3 云量数据来对大气条件进行划分为 10 个类,分别参考文献[8,25]的大气划分来对漫射比和透射率参数进行线性处理.在 DEM 数据上,利用 STRM-V4 和 Copernicus DEM 数据分别在 SOLARFLUX 模型计算,最后选一种数据做后续处理.

水分胁迫影响系数:反映可利用水分含量对植物太阳辐射利用效率的影响^[8],计算公式参考朱文泉等^[2,14]利用实际蒸发量(EET)和潜在蒸发量(PET)的关系计算水分胁迫影响系数.红外土壤湿度指数 SIMI 具体计算过程参考姚云军等^[13]的研究,根据短波红外反射率与地表水分含量呈负相关的关系^[8,13],这两种模式的水分胁迫影响系数在前人研究中已得到局部或中国区域验证,可使用其驱动 CASA 估算 NPP.

1.4 精度评价

利用 3 个性能评估指标来评估模型的准确性:均方根误差(RMSE)^[28],平均绝对误差(MAE)^[28]和皮尔逊相关系数(R)^[29].其中 RMSE、MAE 的值越小,说明模型模拟效果越好; R 绝对值越大表明数据模型间相关性越强.

1.5 普通最小二乘法回归

普通最小二乘法(OLS)回归是一种广泛使用的统计方法,用于评估一个或多个自变量 X_1, X_2 对一个因变量 Y 的影响^[30].

1.6 Sen 趋势分析和 Mann-Kendall 检验

Theil-Sen 趋势分析是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法^[22-31],用于估计时间序列中线性趋势,对于小序列趋势的估计特别有效.该方法能够确定数据集中的变量随时间变化的趋势强度或速率,提供一个对趋势变化量的直接估计;Mann-Kendall 方法^[16,22,31-32]是对趋势分析进行显著性检验.这两种方法都是非参数统计方法,不需要数据遵循特定的分布,不受异常值的影响,适用于具有非正态分布的数据.计算步骤如下:

(1)计算 Sen 斜率的中位数,判断时间序列的趋势:

$$\beta = \text{median} \left(\frac{\chi_i - \chi_j}{i - j}, \forall_i < j \right) \quad (3)$$

式中:2001<I<j<2022,χ_i 和 χ_j 分别是时间序列中第 i 和第 j 年的数据;β 是计算 2001~2022 年间的斜率的中位数(量化单调趋势),作为 Sen 斜率估计量.

(2)Sen 斜率显著性检验:根据中位数斜率β估计判断时间序列的趋势:当β>0、β=0、β<0 时分别反映了这时间序列数据呈正趋势、无显著趋势、负趋势.

(3)Mann-Kendall 检验:计算统计量 S,标准化统计量 Z.根据 Z 和显著性水平α (如表 2),判断时间序列是否存在显著变化趋势.

在给定显著性水平 α 下,在正态分布表中查得临界值 Z_{1-α/2}.当|Z|≤Z_{1-α/2} 时,接受原假设,即趋势不显著;反之,即认为趋势显著.在显著性水平 α=0.05,则临界值 Z_{1-α/2} =±1.96 的条件下,当 Z 的绝对值大于 1.65、1.96、2.58 时,表示趋势分别通过信度为 90%、95%和 99%的显著性检验,趋势显著性的判断方法如表 2.

表 2 显著性水平判断时间序列趋势显著性等级

Table 2 Significance levels to determine the significance level of time series trends

β	Z 范围	类别	趋势特征	显著性水平 α
β>0	2.58<Z	4	极显著增加	等于 0.01
	1.96<Z≤2.58	3	显著增加	等于 0.05
	1.65 <Z<1.96	2	微显著增加	等于 0.1
	Z<1.65	1	不显著增加	大于 0.1
β=0	Z=0	0	无变化	
	Z<1.65	-1	不显著减少	大于 0.1
β<0	1.65<Z<1.96	-2	微显著减少	等于 0.1
	1.96<Z<2.58	-3	显著减少	等于 0.05
	2.58<Z	-4	极显著减少	等于 0.01

1.7 干旱指数

标准化降水指数 (Standardized Precipitation Index, SPI)^[33]需要一定的时间序列数据来准确评估降水的异常情况,它是将某时间尺度降水量的连续时间序列视为服从 gamma 分布,然后将累积概率函数转换为标准正态分布.转换后某一时间尺度的 SPI 值表示该时间段内降水量的累积概率(对应标准正态分布的 x 轴).干旱等级分类如表 3.

表 3 SPI 干旱等级分类

Table 3 Drought class classification of SPI

SPI 值	等级
2.00≤SPI	特涝
1.50≤SPI<1.99	重涝
-1.49≤SPI<1.49	中旱、中涝以下
-1.99≤SPI<-1.50	重旱
SPI<-2.00	特旱

2 改进结果对比

2.1 太阳辐射数据

研究采用 STRM-V4 和 Copernicus 两种 DEM 数据源,同时引入 MOD08M3 云量数据(表示不同天气条件下的漫射比和透射率)来共同驱动 SOLARFLUX 模型模拟太阳辐射,最后将模拟结果分别与气象站点数据和公开的 TerraClimate 太阳辐射数据进行对比.SOL 模拟结果与现有的气象辐射站月度数据精度对比结果如表 4.同时针对单站点数据带来的不确定性,使用公开的 TerraClimate 数据对模拟结果进行进一步的验证,结果如表 5.

表 4 不同参数下与辐射站点数据精度对比

Table 4 Comparison of data accuracy with radiation site data for different parameters

文献	data	R	I(%)	RMSE	I(%)	MAE	I(%)
[27]	Copernicus	0.895	/	0.154	/	0.123	/
[27]	STRM-V4	0.896	0.08	0.154	0.3	0.123	0.3
[28]	STRM-V4	0.948	5.90	0.079	-48.8	0.062	-49.8
[28]	Copernicus	0.948	5.88	0.079	-48.8	0.062	-49.7

该实验参考文献[8,27]进行不同大气条件的划分,将其划分为 10 个类(从无云到阴天).文献[8]将无云时漫射比和透射率分别为 0.6 和 0.2,而文献[27]设为 0.7 和 0.2.由表 4 和表 5 可知,当在相同大气条

件的参数(漫射比和透射率)划分下,STRM-V4DEM 相比于 Copernicus,在各评价指标上均为最优,改进率最大.进一步与气象站点和公开 TerraClimate 数据对比时,在相同数据集下,参考文献[8]调参进行实验时比文献[27]精度更高,因此,本文选择 STRM-V4 数据和大气条件^[8]时来驱动 SOLARFLUX 模型计算 SOL.

表 5 与 TerraClimat 数据集验证(基于辐射站点)

Table 5 Validation with TerraClimat dataset (based on radiation sites)

文献	data	R	I(%)	RMSE	I(%)	MAE	I(%)
[27]	Copernicus	0.915	/	0.149	/	0.11	/
[27]	STRM-V4	0.915	0.02	0.149	0	0.11	0.35
[28]	STRM-V4	0.957	4.58	0.077	-48.1	0.06	-46.4
[28]	Copernicus	0.957	4.58	0.077	-48.1	0.06	-46.3

2.2 NPP 数据

表 6 利用不同数据和计算方式来驱动模型估算 NPP

Table 6 Model-driven estimation of NPP using different data and calculations

CASA 公式(1)	SOL	$W(x,t)$	FPAR	LUCC	T_g, T_{g2} ^[2]
CASA	TERRACLIMATE 的公式参考	srad 数据	文献[2]		
CASA1	TERRACLIMATE 的公式参考	srad 数据	文献[16]		
CASA2	选择 STRM-V4 和文献[8]采用的大气条件来共同驱动 SOLARFLUX 模型	公式参考	文献[16]	公式参考	MCD12Q1 数据集 公式参考
CASA3	选择 STRM-V4 和[8]采用的大气条件来共同驱动 SOLARFLUX 模型	公式参考	文献[2]	按表 1 重采样	文献[2]

在 FPAR、T、LUEmax 参数固定前提下,通过改变 CASA 模型中的 SOL 和 $W(x,t)$ 参数的方法来改进其模型精度,如表 6 所示.本研究中的实测数据点数量较少($n=9$),采用 RMSE 和 MAE 精度评价指标会导致结果不具代表性和说服力.因此,为了避免误导,在与实地数据的对比计算中未直接计算该误差指标.首先 4 种模型(CASA、CASA1、CASA2、CASA3)、MOD17A3HGF 与 MYD17A3HGF 的均值、MOD17A3HGF 与实地数据的相关分析结果为表 7,CASA3 模型与 MO/

YD17A3HGF(MOD17A-3HGF 和 MYD17A3HGF 的均值)在 2001,2009,2017 年份上做进一步的验证,结果如表 8 所示.经过对不同 CASA 模型的相关性分析和显著性检验,本研究所采用 SOL 和 $W(x,t)$ 参数的方法,对模型精度的提高起到了作用,CASA3 模型的精度比其他 3 个模型更高.因此,本文研究中使用 CASA3 作为 CASA 模型估算的月 NPP 进行下一步分析.

表 7 与实地数据 NPP($n=9$)相关性

Table 7 Correlation with field data NPP ($n=9$)

项目	MOD17A3HGF	MO/YD17A3HGF	casa3	casa2	casa
R	0.562	0.590	0.628	0.352	0.372

注:由于CASA1模型的所有预测值均为0,无法计算与实测数据的相关性.

表 8 与 MOD17A3HGF 和 MYD17A3HGF 均值的精度评价

Table 8 Evaluation of precision with mean values of MOD17A3HGF and MYD17A3HGF

年份	CASA model	R	RMSE	MAE
2001	3	0.56	0.16	0.11
2009	3	0.23	0.46	0.43
2017	3	0.23	0.35	0.28

3 NPP 动态及气候响应分析

3.1 NPP 及气候因子的时间分析

2001~2022 年,江西省 NPP 呈现显著的年际波动,并呈整体上升趋势.如图 1 所示,江西省 NPP 年平均和年最大值均呈上升趋势,斜率为 0.89.其中年平均的最大值出现在 2018 年($996.08\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$),最小值出现在 2010 年($711.30\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$),整体振幅达到 $284.79\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$.整个研究时段中,位于 $400\sim 1000\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ 区间的土地面积约占全省 $2/3$,均值在 $900\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$ 左右.江西省 NPP 呈现出单峰的季节波动趋势,NPP 月均值表现出为秋季>夏季>冬季>春季(如图 2),分别为 887.61,670.42,157.93, $3.81\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$,其中,月均值的峰值出现在 7 月($342.95\text{gC}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$).

研究表明太阳辐射与降水量之间存在时间滞后效应. 2001~2022 年江西省月最小温度、月平均温度、月最大温度和太阳辐射与 NPP 相关系数均约 0.91,呈现显著正相关(表 9).相较之下,降水量与 NPP

相关系数为 0.362,虽然通过显著性检验,但其相关性显著低于温度和太阳辐射.江西省时序图如图 3,利用 spss 软件对月太阳辐射均值(mean_sol)和降水量(mean_pr)进行交叉相关性分析(表 10),结果表明太阳辐射与降水量之间存在时间滞后效应.其中,在太阳辐射滞后于降水量 2 个月时,交叉相关性达到最高(0.646).这表明降水事件发生后,充足水分使得太阳辐射更有效地促进光合作用和植物生长.在极端天气事件的频率和强度增加的情况下,对其进行简单回归模型分析.

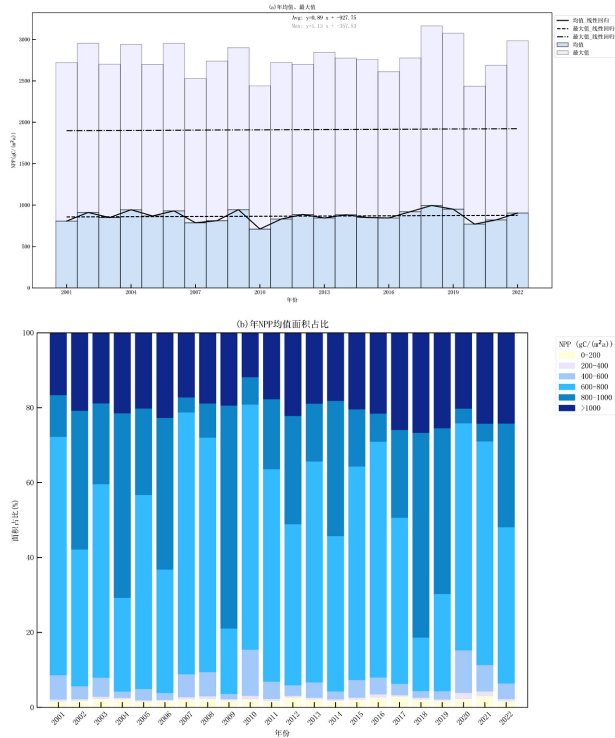


图 1 年均值、最大值与年 NPP 均值面积占比情况

Fig.1 Area share of annual mean, maximum and annual NPP mean

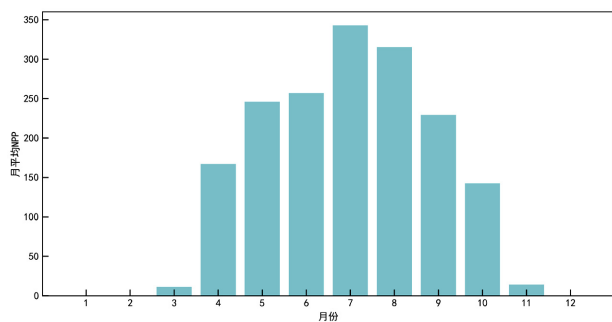


图 2 2001~2022 年月变化

Fig.2 Intra-Year Changes from 2001 to 2022

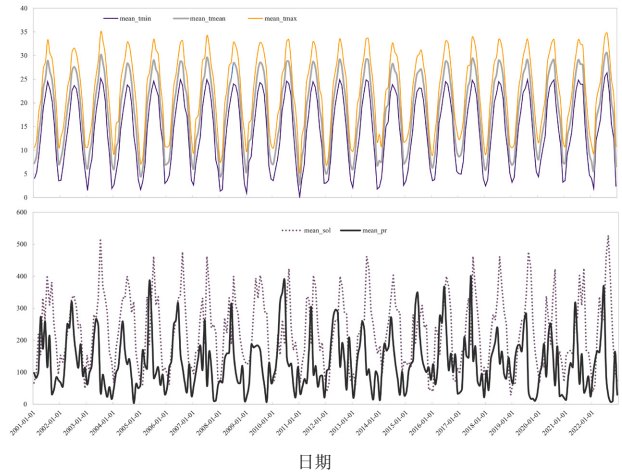


图 3 江西省 2001~2022 气象因子月均值时序图

Fig.3 Time series of monthly mean values of meteorological factors in Jiangxi Province from 2001 to 2022

表 9 2001~2022 月 NPP 与各气候因子相关系数

Table 9 Correlation coefficients between NPP and various climate factors from 2001 to 2022

项目	最小温度	平均温度	最大温度	太阳辐射	降水量
R	0.935	0.936	0.932	0.913	0.362

相关系数均通过 0.01 显著性检验

表 10 月太阳辐射与降水量交叉分析结果

Table 10 Results of cross-analysis of monthly solar radiation and precipitation

延迟	交叉相关性	延迟	交叉相关性
-7	-0.582	7	-0.090
-6	-0.448	6	-0.412
-5	-0.140	5	-0.624
-4	0.211	4	-0.592
-3	0.461	3	-0.472
-2	0.646	2	-0.208
-1	0.564	1	0.099
0	0.167		

3.2 气候对 NPP 的影响分析

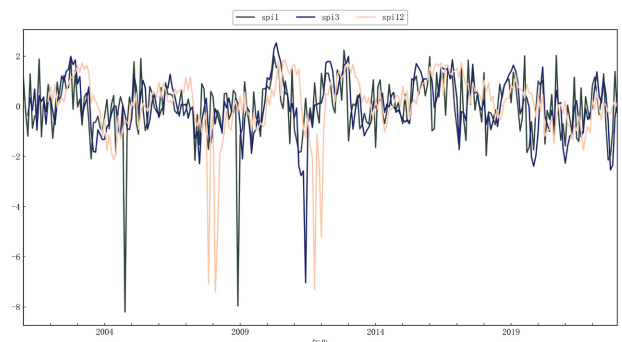


图 4 SPI1、SPI3 和 SPI12 时间序列

Fig.4 SPI1, SPI3 and SPI12 time series graphs

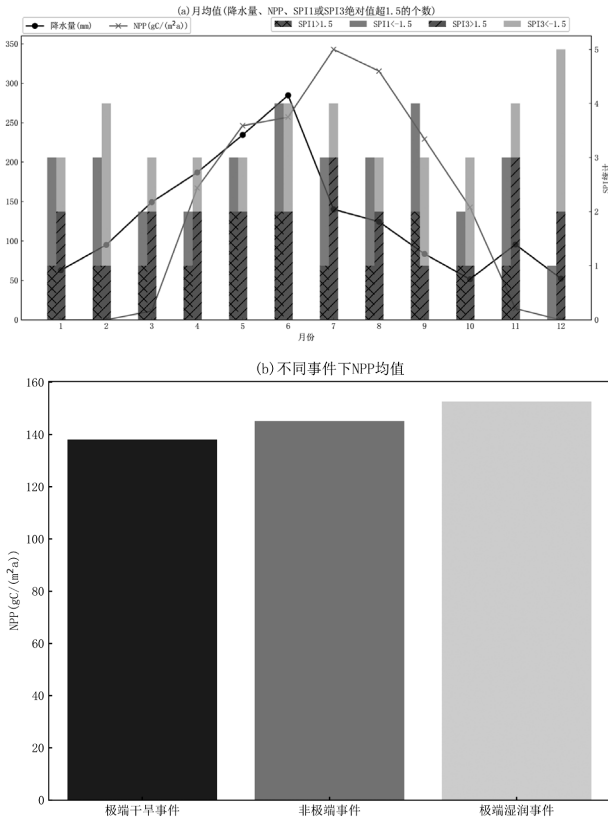


图5 月平均降水量、NPP、SPI及极端气候事件下NPP
Fig.5 Monthly mean precipitation, NPP and SPI, NPP under extreme climatic events

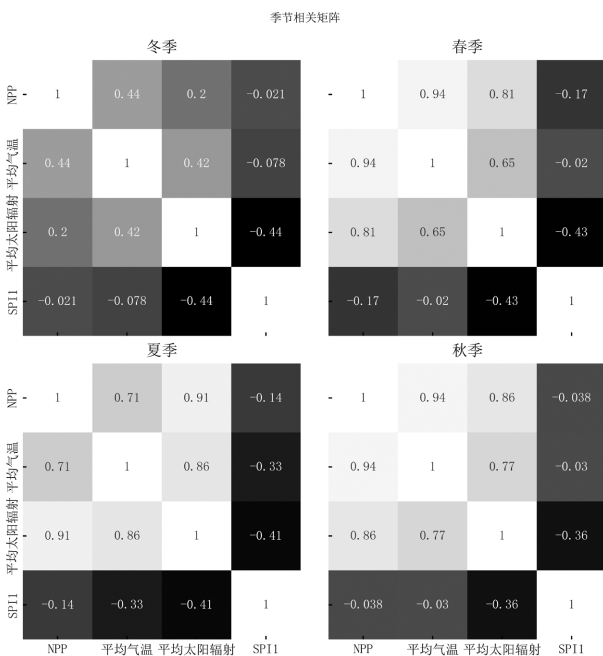


图6 季节性相关性矩阵
Fig.6 Seasonal correlation matrix

本文利用标准化降水指数(SPI)计算不同时间尺度(SPI1、SPI3、SPI12),其变化趋势结果如图 4.

研究表明,SPI1 和 SPI3 均表现出周期性波动(如图 4).本文利用标准化降水指数(SPI)计算不同时间尺度(SPI1、SPI3、SPI12)的变化趋势,以不同时间尺度绝对值大于 1.5 的阈值来识别 2001~2022 年月尺度极端干旱和湿润事件,从而分析极端气候事件对 NPP 的影响(如图 5);结果表明温度、降水量和 SPI 在不同季节的相关性特征存在不一致(如图 6).其中冬季和春季,降水量与温度的负相关性较强,表明低温度伴随着低降水;夏季降水与温度呈现正相关.

3.3 极端事件下对 NPP 的影响分析

依据 SPI 干旱等级分类^[33],选取绝对值大于 2 的值以识别极端事件发生的时间点,对其进行相关性分析,结果如图 7 所示.在极端事件下,NPP 与温度、太阳辐射、降水量呈显著正相关,和上述分析结果保持一致;极端事件太阳辐射表现出负相关,但未达显著水平,系数为-0.4.

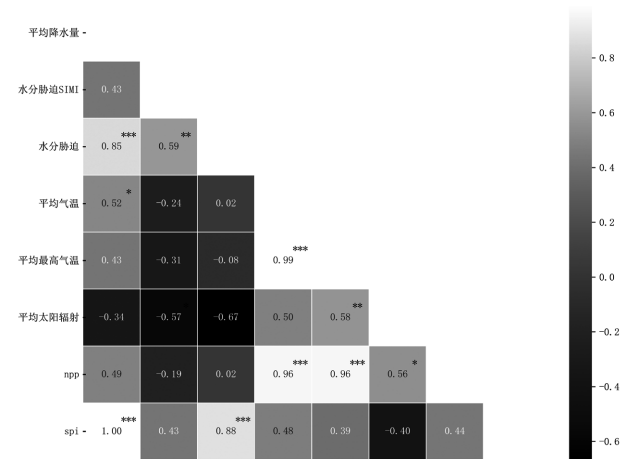


图7 2001~2022 极端事件下的热力图
Fig.7 Heat map under extreme events from 2001 to 2022
***为 P 值<0.01;**为 P 值<0.05;*为 P 值<0.1

结果表明,2001~2022 年,太阳辐射量呈下降趋势,但 NPP 变化未受显著影响(如图 8).本文选取 2001~2022 年 NPP 均值最大值所在月份(7 月,见图 2),对 NPP、平均温度和降水量的变化趋势进行了相关性分析,结果如图 9 所示,相关性分析结果如图 10 所示.土壤湿度在研究期间变化趋势相对稳定.SOL 的下降趋势较为显著,水分胁迫指数则显著上升,而 NPP 略有上升,但整体趋势不明显,LUE 保持相对稳定,表明光能利用效率未受显著影响.

如图 8 所示,太阳辐射与水分胁迫呈显著正相

关(0.95),表明太阳辐射减少显著增加了水分胁迫.进一步显示,太阳辐射与 SOL 和水分胁迫指数分别呈强正相关(0.80 和 0.78),进一步验证了这影响.如图 9 和图 10 所示,7 月 NPP 和降水量变化趋势较为平稳,而温度呈上升趋势,且此时平均温度与降水量的变化无显著相关性.在 7 月 NPP 与平均温度变化之间

存在显著正相关关系,而降水量对 NPP 的影响较小,表明适当的温度升高有助于该月 NPP 的增加.在高温和强太阳辐射条件下,植物需额外灌溉以弥补水分损失.结合上述分析与前人研究结果,在江西省内温度上升与太阳辐射下降的背景下,适度的温度升高和太阳辐射减少有助于 7 月 NPP 增长.

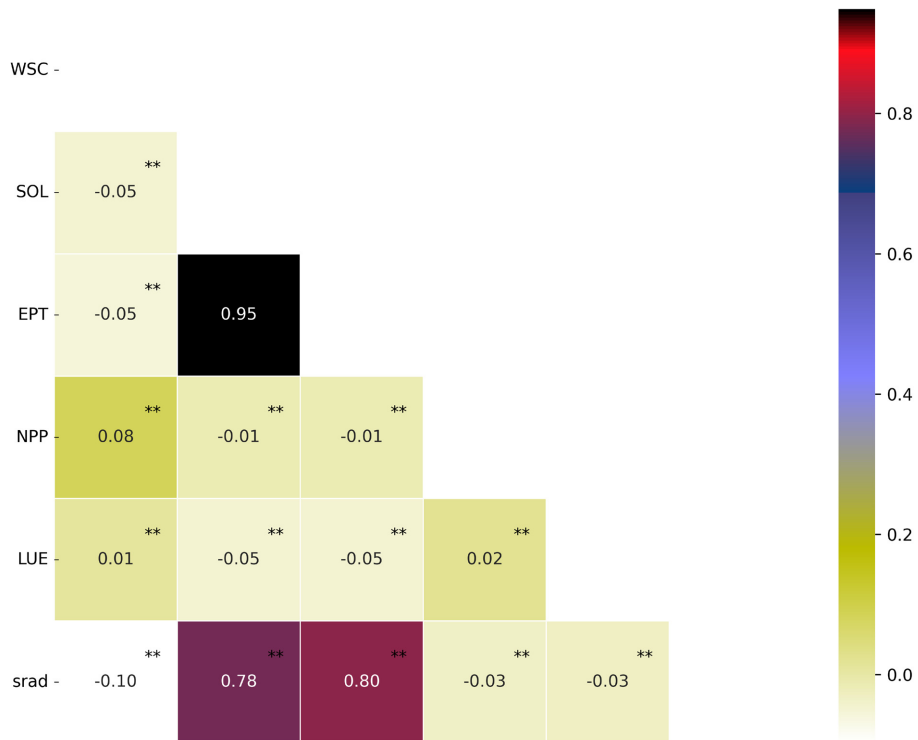


图 8 2001~2022 各变量变化趋势的相关分析

Fig.8 Correlation analysis of trends in variables from 2001 to 2022

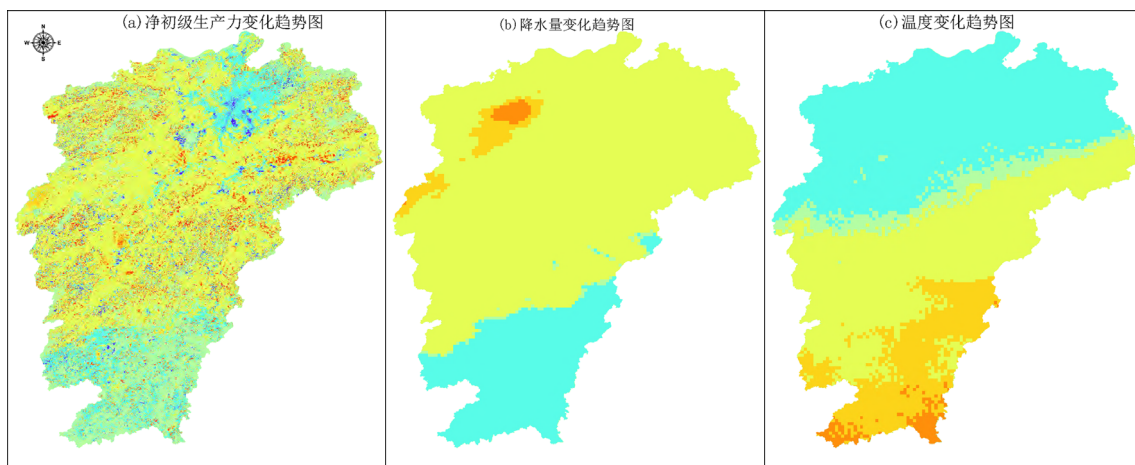


图 9 2001~2022 年 7 月 NPP、降水量、平均温度变化趋势

Fig.9 Trends in NPP, precipitation, and average temperature from July 2001 to 2022

■ 极显著下降 ■ 显著下降 ■ 微显著下降 ■ 不显著下降 ■ 无变化
■ 不显著上升 ■ 微显著上升 ■ 显著上升 ■ 极显著上升

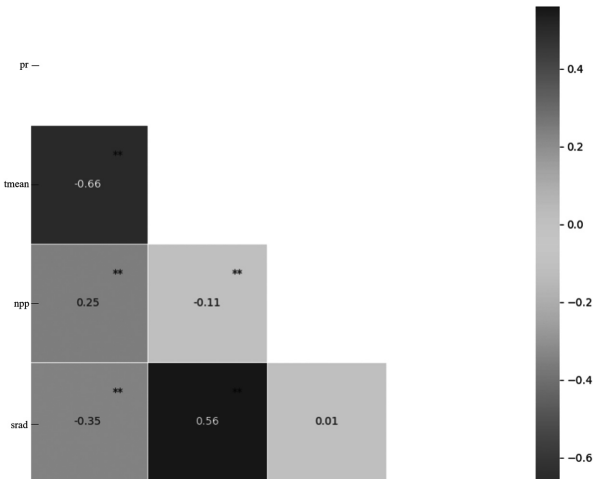


图 10 2001~2022 年 7 月变化趋势的相关性

Fig.10 Correlation of July trends from 2001 to 2022

根据上文分析结果,依据 SPI 分类,将 2001~2022 年间的气候事件按月尺度划分为非极端气候事件和极端气候事件(绝对值大于 1.5)。通过建立两种 OLS 回归模型,以分析太阳辐射、温度对 NPP 的影响,结果如表 11。模型结果表明,温度每增加一个单位,NPP 平均增加 11.64gC/(m²a),相较非极端事件更大。而太阳辐射每减少一个单位,NPP 减少 0.308gC/(m²a),其影响在极端事件期间较非极端事件更小。图 1 中 NPP 在长时间尺度的显著上升趋势,尤其在 2019~2022 年间 NPP 表现出“U”的年际波动特征,虽然近几年(2019~2022 年)极端事件频率有所增加(图 4),但 NPP 未显著下降,甚至 2019 年和 2021 年依然较高。根据表 11 中,温度和太阳辐射对 NPP 的影响在极端事件和非极端事件下存在差异。极端事件期间,温度对 NPP 的影响较为显著,而太阳辐射的影响则相对较小。这表明温度在极端气候条件下可能成为 NPP 变化的主导因素。

表 11 OLS 回归分析结果

Table 11 Results of OLS regression analysis

条件	变量	系数	P 值
极端事件	常数项	-145.689	0.000
	太阳辐射	0.308	0.002
	温度	11.640	0.000
非极端事件	常数项	-147.981	0.000
	太阳辐射	0.537	0.000
	温度	9.348	0.000

4 结论

4.1 该研究在前人基础上,通过利用短波红外土壤

湿度指数以及引入可变云量数据改进太阳辐射参数,提升了估算 NPP 精度。

4.2 过去 20a,江西省气候变化显著,降水和温度的波动影响 NPP。极端干旱期的 NPP 月平均值显著低于极端湿润期和正常条件下,气候变化对 NPP 有明显作用。江西省 NPP 年均呈上升趋势,400~1000gC/(m²·a)区间的土地面积占比较大约占全省 2/3,年均值影像在 1000gC/(m²·a)以上。NPP 月度均值为秋季>夏季>冬季>春季,成明显的单峰。

4.3 温度和太阳辐射是影响 NPP 的重要因素。在 2001~2022 年,江西省的太阳辐射量呈现下降趋势,太阳辐射的减少导致水分胁迫增加,但 NPP 的变化未受显著影响。太阳辐射与降水量之间存在时间滞后效应。

参考文献:

- [1] Ruimy 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.
- [2] 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 W, Pan Y, Zhang J. estimation of net primary productivity of chinese terrestrial vegetation based on remote sensing [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2007,31(3):413-424.
- [3] Rosswall T. The international geosphere-biosphere programme: A study of global change (IGBP) [J]. *Environmental Geology and Water Sciences Environ.*, 1992,20:77-78.
- [4] Canadell J G, Steffen W L, White P S. IGBP/GCTE terrestrial transects: Dynamics of terrestrial ecosystems under environmental change [J]. *Journal of Vegetation Science*, 2002,13(3):298-300.
- [5] 张 猛,陈淑丹,林 辉,等.洞庭湖湿地净初级生产力估算研究 [J]. *遥感学报*, 2023,27(6):1454-1466.
Zhang M, Chen S D, Lin H, et al. Net primary productivity estimation of Dongting Lake wetland [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023,27(6):1454-1466.
- [6] 权小丫,苏维词,勾 容,等.FAST 宁静区生态系统服务时空分异特征及权衡/协同关系分析 [J]. *中国环境科学*, 2024,44(9):5145-5159.
Quan X Y, Su W C, Gou R, et al. Analysis on spatio-temporal distribution characteristics and tradeoff-synergy of ecosystem services in the FAST Tranquility Zone [J]. *China Environmental Science*, 2024, 44(9):5145-5159.
- [7] 洪长桥,金晓斌,陈昌春,等.集成遥感数据的陆地净初级生产力估算模型研究综述 [J]. *地理科学进展*, 2017,36(8):924-939.
Hong C, Jin X, Chen C, et al. Overview on estimation models of land net primary productivity integrating remote sensing data [J]. *Progress in Geography*, 2017,36(8):924-939.
- [8] Wu C, Chen K, Chongyi E, et al. Improved casa model based on satellite remote sensing data: simulating net primary productivity of qinghai lake basin alpine grassland [J]. *Geoscientific Model Development*, 2022,15(17):6919-6933.
- [9] 方浩玲,程先富,秦 丽.安徽省植被净初级生产力估算-基于改进的 CASA 模型 [J]. *生态学报*, 2024,44(4):1601-1612.
Fang H L, Cheng X F, Qin L. Estimation of net primary productivity

- of vegetation in Anhui Province based on improved CASA Model [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2024,44(4):1601-1612.
- [10] 彭少麟,郭志华,王伯松.利用 GIS 和 RS 估算广东植被光利用率 [J]. *生态学报*, 2000,20(6):903-909.
Peng S, Guo Z, Wang B. Use of GIS and RS to estimate the light utilization efficiency of the vegetation in Guangdong, China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2000,20(6):903-909.
- [11] 苏胜涛,曾源,赵旦,等.中国陆地植被净初级生产力估算模型优化与分析-基于中国生态系统研究网络数据 [J]. *生态学报*, 2022, 42(4):1276-1289.
Su S T, Zeng Y, Zhao D, et al. Optimization of net primary productivity estimation model for terrestrial vegetation in China based on CERN data [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022,42(4):1276-1289.
- [12] Bao G, Bao Y, Qin Z, et al. Modeling net primary productivity of terrestrial ecosystems in the semi-arid climate of the mongolian plateau using lswi-based casa ecosystem model [J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2015,46:84-93.
- [13] 姚云军,秦其明,赵少华,等.基于 MODIS 短波红外光谱特征的土壤含水量反演 [J]. *红外与毫米波学报*, 2011,30(1):9-14,79.
Yao Y, Qin Q, Zhao S, et al. Retrieval of soil moisture based on MODIS shortwave infrared spectral feature [J]. *Journal Infrared Millimeter Waves*, 2011,30(1):9-14.
- [14] 朱文泉,潘耀忠,何浩,等.中国典型植被最大光利用率模拟 [J]. *科学通报*, 2006,51(6):700-706.
Zhu W Q, Pan Y Z, He H, et al. Simulation of maximum light use efficiency for some typical vegetation types in China [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2006,51(6):700-706.
- [15] Zheng Z, Zhu W, Zhang Y. Seasonally and spatially varied controls of climatic factors on net primary productivity in alpine grasslands on the Tibetan Plateau [J]. *Global Ecology and Conservation*, 2020,21,e00814.
- [16] 徐勇,卢云贵,戴强玉,等.气候变化和土地利用变化对长江中下游地区植被 NPP 变化相对贡献分析 [J]. *中国环境科学*, 2023,43(9): 4988-5000.
Xu Y, Lu Y G, Dai Q Y, et al. Assessment of the relative contribution of climate change and land use change on net primary productivity variation in the middle and lower reaches of the Yangtze River Basin [J]. *China Environmental Science*, 2023,43(9):4988-5000.
- [17] 张艳军,李子辉,官冬杰,等.2000~2020 年成渝双城经济圈植被生态质量变化及其对极端气候因子的响应 [J]. *中国环境科学*, 2023, 43(9):4876-4885.
Zhang Y J, Li Z H, Guan D J, et al. Changes of vegetation ecological quality in the Chengdu-Chongqing economic circle from 2000 to 2020 and its response to extreme climatic factor [J]. *China Environmental Science*, 2023,43(9):4876-4885.
- [18] 肖潇,邱新法,徐金勤.基于 TerraClimate 数据集的 1960~2019 年中国干湿气候变化特征 [J]. *长江科学院院报*, 2023,40(2):27-33.
Xiao X, Qiu X Xu J. Characteristics of dry and wet climate change in China from 1960 to 2019 based on TerraClimate Dataset [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2023,40(2):27-33.
- [19] 万华伟,李灏欣,高吉喜,等.我国植被生态系统固碳能力提升潜力空间格局研究 [J]. *生态学报*, 2022,42(21):8568-8580.
Wan H W, Li H X, Gao J X, et al. Spatial pattern analysis of carbon sequestration potential of vegetation ecosystem in China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022,42(21):8568-8580.
- [20] 国家生态系统观测研究网络/中国生态系统研究网络.国家生态系统观测研究网络科技资源服务系统 [DB/OL]. 2015.<http://www.cnern.org.cn>.
Chinese National Ecosystem Research Network/Chinese Ecosystem Research Network. Science and Technology Resources' Service System of Chinese National Ecosystem Research Network [DB/OL]. 2015. <http://www.cnern.org.cn>.
- [21] Collalti A, Prentice I C. Is NPP proportional to GPP? Waring's hypothesis 20 years on [J]. *Tree Physiol*, 2019,39(8):1473-1483.
- [22] 刘亮,关靖云,穆晨,等.2008~2018 年伊犁河流域植被净初级生产力时空分异特征 [J]. *生态学报*, 2022,42(12):4861-4871.
Liu L, Guan J Y, Mu C, et al. Spatio-temporal characteristics of vegetation net primary productivity in the Ili River Basin from 2008 to 2018 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022,42(12):4861-4871.
- [23] 徐新良.中国多年度省级行政区划边界数据[DS/OL].资源环境科学数据注册与出版系统.2023.[2024-5-15].<http://www.resdc.cn/DOI>. DOI:10.12078/2023010103.
Xu X L. The administrative boundary data of multi-year for province level in China [DS/OL]. Resources and Environmental Science Data Registration & Publishing System. 2023, [2024-05-15]. <http://www.resdc.cn/DOI>. DOI: 10.12078/2023010103.
- [24] Hou G, Wu S, Long W, et al. Quantitative analysis of the impact of climate change and oasisification on changes in net primary productivity variation in mid-tianshan mountains from 2001 to 2020 [J]. *Ecological Indicators*, 2023,154:110820.
- [25] ESRI. Area Solar Radiation [EB/OL]. [2024-5-15].<https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/area-solar-radiation.htm>.
- [26] Fu P, Rich P M. A geometric solar radiation model with applications in agriculture and forestry [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2002,37(1):25-35.
- [27] Wong m S, Zhu R, Liu Z, et al. Estimation of Hong Kong's solar energy potential using GIS and remote sensing technologies [J]. *Renewable Energy*, 2016,99:325-335.
- [28] Chai T, Draxler R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)-Arguments against avoiding RMSE in the literature [J]. *Geoscientific Model Development*, 2014,7(3):1247-1250.
- [29] Adler Jeremy, Parmryd Ingela. Quantifying colocalization by correlation: the pearson correlation coefficient is superior to the mander's overlap coefficient. [J]. *Cytometry A*, 2010,77(8):733-42.
- [30] 董振,王萍萍,蔺跃付,等.基于地理加权回归模型的山东省临沂市结核病发病情况及其影响因素分析 [J]. *精准医学杂志*, 2024,39(2): 170-174.
Dong Z, Wang P, Lin Y et al. Incidence rate of tuberculosis and related influencing factors in Linyi City, Shandong Province, China: An analysis based on the geographical weighted regression model [J]. *Journal of Precision Medicine*, 2024,39(2):170-174.
- [31] Mo K, Chen Q, Chen C, et al. Spatiotemporal variation of correlation between vegetation cover and precipitation in an arid mountain-oasis river basin in northwest china [J]. *Journal of Hydrology*, 2019,574: 138-147.
- [32] 刘慧丽,陈浩,董廷旭,等.川渝地区 NDVI 动态特征及其对气候变化的响应 [J]. *生态学报*, 2023,43(16):6743-6757.
Liu H L, Chen H, Dong T X, et al. Variation characteristic of NDVI and its response to climate change in the Sichuan-Chongqing region [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2023,43(16):6743-6757.
- [33] Llyod-Hughes B, Saunders M A. A drought climatology for Europe [J]. *International Journal of Climatology*, 2002,22(13):1571-1592.
- 致谢:** 感谢国家生态系统观测研究网络/中国生态系统研究网络科技资源服务平台, 特别感谢鹰潭生态站等提供数据支撑。
- 作者简介:** 鲁铁定(1974-),男,陕西富平人,教授,博士,主要从事测绘数据研究.发表论文 200 余篇.tdlu@whu.edu.cn.