

DOI: 10.20103/j.stxb.202303270590

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.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. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(4): 1601-1612.

# 安徽省植被净初级生产力估算 ——基于改进的 CASA 模型

方浩玲,程先富\*,秦 丽

安徽师范大学地理与旅游学院,芜湖 241002

**摘要:**定量估算植被净初级生产力(NPP)对预测陆地碳循环趋势具有重要意义,目前广泛应用于 NPP 估算的 CASA 模型其精度仍有待提高。在已有 CASA 模型优化的基础上,考虑最大光能利用率( $LUE_{max}$ )的动态变化来改进 CASA 模型,对改进前后的模拟结果进行比较,并利用改进后的模型估算 2001—2020 年安徽省植被 NPP。结论如下:(1)改进的 CASA 模型可应用于研究区的植被 NPP 估算,NPP 模拟值与实测值之间的相关性达到显著水平( $R^2 = 0.736, P < 0.01$ )。(2)改进后模拟的安徽省植被 NPP 在空间表达上能够呈现更多细节,时间上较改进前在生长季 NPP 值更高,非生长季值更低,拉大了 NPP 的年内变化。(3)2001—2020 年安徽省植被 NPP 整体呈波动上升趋势,多年平均值为  $547.61 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ ,年均增长量达  $2.18 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ ,2016—2020 年间 NPP 增长最快。年内 NPP 具有明显的季节差异,表现为夏季>秋季>春季>冬季。(4)安徽省植被 NPP 具有较强的空间分异性,呈南北多、中间少的分布格局,高值区主要分布在皖南山区,皖西大别山区及部分淮北平原农作物区,低值区多分布在巢湖、长江沿线和淮河流域等植被覆盖密度较低区域。2001—2020 年间安徽省植被 NPP 呈明显的上升趋势,上升面积占总面积的 74.04%,大部分分布在地势平坦的淮北平原。

**关键词:**净初级生产力;CASA 模型;最大光能利用率;安徽省

## Estimation of net primary productivity of vegetation in Anhui Province based on improved CASA Model

FANG Haoling, CHENG Xianfu\*, QIN Li

College of Geography and Tourism, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China

**Abstract:** The quantitative estimation of vegetation net primary productivity (NPP) is important for predicting the trend of terrestrial carbon cycle, and the accuracy of the CASA model, which is widely used for NPP estimation, still needs to be improved. Based on the optimization of existing CASA model, we improved the CASA model by considering the dynamic changes of the maximal light use efficiency ( $LUE_{max}$ ), compared the simulation results before and after the improvement, and estimated the vegetation NPP in Anhui Province from 2001 to 2020 using the improved CASA model. Results are as follows: (1) the improved CASA model can be applied to the estimation of vegetation NPP in the study area, with significant correlation between simulated NPP and observed data ( $R^2 = 0.736, P < 0.01$ ). (2) The improved CASA model simulated vegetation NPP in Anhui Province was able to present more details in spatial expression and the temporal NPP values were higher in the growing season and lower in the non-growing season than those in the pre-improvement period, which widened the intra-annual variation of NPP. (3) From 2001 to 2020, the overall NPP of vegetation in Anhui Province showed a fluctuating upward trend, with a multi-year average value of  $547.61 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , and the average annual growth amounted to

基金项目:国家自然科学基金(41271516)

收稿日期:2023-03-27; 网络出版日期:2023-11-27

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: xianfucheng@sina.com

#CASA 模型:基于过程的遥感模型

2.18 gC m<sup>-2</sup> a<sup>-1</sup>, with the fastest growth of NPP was observed between 2016 and 2020. The intra-annual NPP had obviously seasonal differences, which showed that summer>autumn>spring>winter. (4) The vegetation NPP in Anhui Province had strongly spatial differentiation, with a distribution pattern of more in the north and south while less in the middle, with high value areas mainly distributed in the mountainous areas of southern Anhui, the Ta-pieh Mountains area in western Anhui and part of the Huaibei Plain crop areas, and low value areas mostly distributed in the areas with lower vegetation cover density such as Chaohu lake, along the Yangtze River and the Huaihe river basin. During the period of 2001—2020, the vegetation NPP in Anhui Province showed an obviously rising trend, the rising area accounted for 74.04% of the total area, mostly distributed in the flat terrain of the Huaibei Plain.

**Key Words:** net primary productivity; CASA model; maximal light use efficiency; Anhui Province

植被净初级生产力(Net Primary Production, NPP)是植被在单位时间单位面积上,通过光合作用固定的有机碳总量减去自养呼吸后剩余的有机碳量,体现了植被对空气中 CO<sub>2</sub>的吸收能力。作为陆地碳循环的关键组成部分<sup>[1]</sup>,NPP 不仅可以直接表征植被在自然界的固碳能力<sup>[2]</sup>,也有助于确定人类对环境的影响<sup>[3]</sup>,对判断生态系统碳汇功能、评价陆地生态系统可持续发展具有重要意义<sup>[4]</sup>。

NPP 的估算经历了从传统实地测量到多技术应用,从单一实测数据到多元数据融合的发展。实地测量的方法只能获取小范围内的 NPP,难以在大尺度开展动态监测<sup>[5]</sup>,因此基于遥感数据驱动的生态系统过程模型逐渐成为 NPP 估算的重要方法<sup>[6]</sup>,如 Thornthwaite-Memorial 模型<sup>[7]</sup>、BIOME-BGC 模型<sup>[8]</sup>、BEPS 模型<sup>[9]</sup>、CASA 模型<sup>[10]</sup>和 LPJ-DGVM 模型<sup>[11]</sup>等。近年来逐渐出现研究强调,许多 NPP 估算模型尽管在全球范围上的估算结果表现优秀<sup>[12]</sup>,但都包含了不确定性因素<sup>[13]</sup>。原因是复杂区域生态系统存在较大的空间异质性和时间动态,导致在某些特定生态区域估算 NPP 时,不可避免的存在许多不确定性和系统误差<sup>[14]</sup>。另外,模型结构、输入数据、参数、空间分辨率等也都是 NPP 估算不确定性的来源<sup>[15]</sup>。

许多学者相继对 CASA 模型进行了优化和校正。Bao 等<sup>[16]</sup>将地表水分指数(LSWI)引入 CASA 模型,结果表明基于 LSWI 的 CASA 模型简化了模型结构,减少了对地面测量的需要,并与早期模型和实测 NPP 一致性较好;王军邦等<sup>[17]</sup>和 Liu 等<sup>[18]</sup>使用不同的空间插值方法,通过提高气象要素的插值精度来提高 NPP 估算的可靠性。现有研究为 CASA 模型模拟精度的提高奠定了坚实的基础,但目前校正后的 CASA 模型仍然存在不确定性。有研究表明,最大光能利用率(LUE<sub>max</sub>)的取值是生态系统生产力建模的主要不确定性来源<sup>[19-20]</sup>。早期 CASA 模型中,LUE<sub>max</sub> 被设为定值,如 Field 等<sup>[21]</sup>将其设定为 0.389 gC/MJ;后来 Running 等<sup>[22]</sup>和朱文泉等<sup>[19]</sup>将其调整为依植被类型而变化,如 Running 等将落叶针叶林的 LUE<sub>max</sub> 设定为 0.485 gC/MJ,常绿阔叶林设定为 0.985 gC/MJ。实际上,即使在相同植被类型中,LUE<sub>max</sub> 的空间分布也有所差异<sup>[23]</sup>,并且会随季节而变化<sup>[24]</sup>,在时间上具有很强的季节性<sup>[25]</sup>,Lin 等<sup>[26]</sup>使用季节性动态变化的 LUE<sub>max</sub> 估算的植被总初级生产力(GPP)显示出更高的精度。因此,对于 CASA 模型的进一步改进,可以考虑在前人优化的模型基础上,将取固定常数的 LUE<sub>max</sub> 改进为随空间和季节动态变化的 LUE<sub>max</sub>。

安徽省位于中国南方与北方的地理和气候交汇处,是亚热带与暖温带、湿润区和半湿润区的过渡带,具有独特的陆地植被生态系统,南北地形、气候和植被类型差异较大。选取安徽省为研究区,在采用 Anusplin 插值法和地表水分指数对温度胁迫系数和水分胁迫系数优化的基础上,使用随空间和季节动态变化的最大光能利用率进一步改进 CASA 模型,以期获得更好的模拟结果。同时,基于改进的 CASA 模型估算 2001—2020 年安徽省植被 NPP,并对其时空分布特征进行分析,为该地区植被固碳能力评价、国土资源开发建设和可持续发展提供科学依据。

## 1 研究区概况及数据

### 1.1 研究区概况

安徽省位于中国东部,地处 114°54′—119°37′E、29°41′—34°38′N 之间(图 1),地势西南高、东北低,长江

和淮河自西向东横贯全境,是亚热带与暖温带、湿润区和半湿润区的过渡带,气候特征和植被类型表现出明显的过渡性。全省年平均气温为 14—16 °C,年平均降水量 800—1600 mm,皖南山区和皖西大别山区植被以阔叶林、针叶林为主,皖北地区和江淮丘陵地区植被主要为耕地。

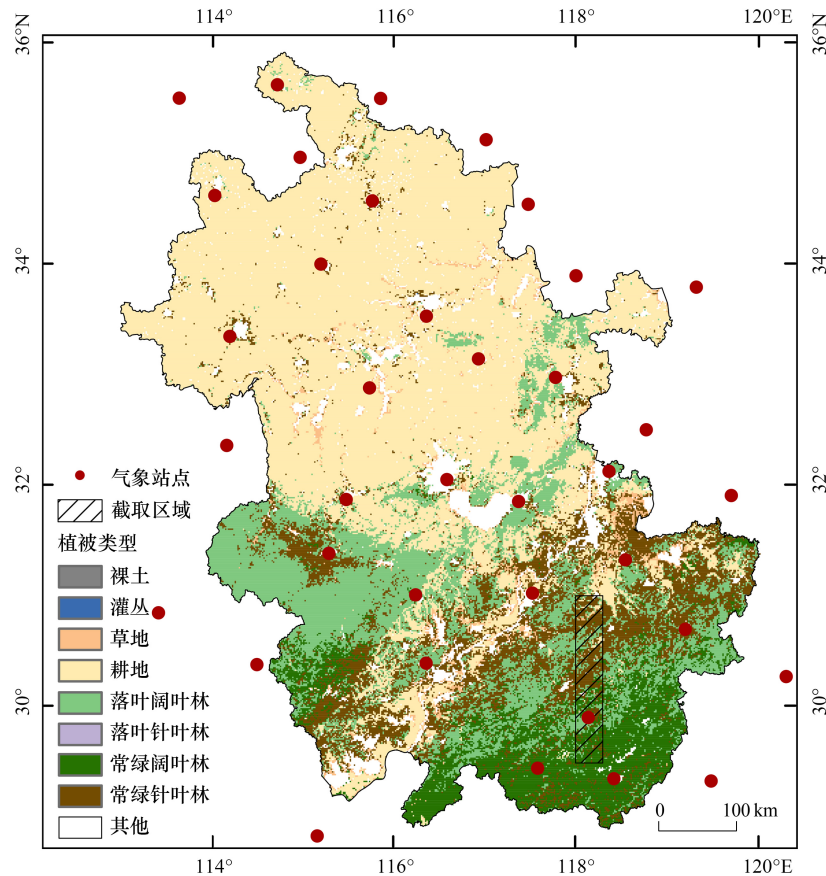


图 1 研究区位置及气象站点空间分布图

Fig.1 Location of study area and spatial distribution of meteorological stations

## 1.2 数据来源与预处理

### 1.2.1 遥感数据

所使用 MOD15A2 数据集中的 FPAR 数据(分辨率为 500 m)、MOD09A1 数据中的近红外(NIR)、短波红外(SWIR)和绿光(Green)反射率数据(分辨率为 500 m)、MCD12Q1 土地覆盖数据和 MOD17A3HGF 数据集中的 NPP 数据(分辨率为 1 km)均下载于 Google earth engine,基于 GEE 遥感云平台对数据进行了批量重投影、掩膜和重采样,得到 1 km 空间分辨率的数据。

太阳辐射数据来源于 Climatology Lab (<https://www.climatologylab.org/terraclimate.html>)的 Terra Climate 数据集,数据格式为 netCDF,通过 ArcGIS 平台进行提取和格式转换,并采用最邻近法重采样,得到逐月 1 km 空间分辨率数据。

### 1.2.2 气象数据及基础地理数据

收集和整理安徽省及周边省份气象站点(图 1)的逐月气温观测数据,时间为 2001 年 1 月至 2020 年 12 月,数据来源于国家气象科学数据中心(<https://data.cma.cn>),利用 Anusplin 方法对其进行插值得到 1 km 空间分辨率的月均温数据。研究区行政区划及高程数据来源于国家基础地理信息中心(<http://ngcc.sbsm.gov.cn>)。

### 1.3 研究方法

#### 1.3.1 基于改进的 CASA 模型的 NPP 估算

基于 CASA (Carnegie-Ames-Stanford Approach) 模型估算植被 NPP, 计算公式如下:

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

式中,  $\text{APAR}(x, t)$  为在像元  $x$  处  $t$  月份所吸收的有效光合辐射 ( $\text{MJ}/\text{m}^2$ );  $\text{LUE}(x, t)$  表示植物在像元  $x$  处  $t$  月份的实际光能利用率 ( $\text{gC}/\text{MJ}$ )。

$\text{APAR}(x, t)$  由太阳总辐射和植物特征参量计算, 公式如下:

$$\text{APAR}(x, t) = \text{SOL}(x, t) \times \text{FPAR}(x, t) \times 0.5 \quad (2)$$

式中,  $\text{SOL}(x, t)$  表示像元  $x$  处  $t$  月份的太阳总辐射量 ( $\text{MJ}/\text{m}^2$ ); 0.5 表示植被所能利用的光合有效辐射占太阳总辐射的比例;  $\text{FPAR}(x, t)$  为植被在像元  $x$  处  $t$  月份对入射光合有效辐射的吸收比, 原模型中利用其与 NDVI 的经验关系计算, 参考李传华<sup>[27]</sup>、赵芬等人<sup>[28]</sup> 的改进方法, 使用 MOD15A2 数据集中的 FPAR 代替原模型中使用经验公式计算的 FPAR。

实际光能利用率  $\text{LUE}(x, t)$  计算为最大光能利用率与温度和水分胁迫系数的乘积:

$$\text{LUE}(x, t) = T_{e_1}(x, t) \times T_{e_2}(x, t) \times W_e(x, t) \times \text{LUE}_{\max} \quad (3)$$

式中,  $T_{e_1}(x, t)$  和  $T_{e_2}(x, t)$  为两个温度胁迫影响系数;  $W_e(x, t)$  表示水分胁迫影响系数;  $\text{LUE}_{\max}$  为理想状态下最大光能利用率。

采用王军邦等人<sup>[17]</sup> 的改进方法, 利用 Anusplin 插值法对气温进行插值后计算温度胁迫系数。水分胁迫系数采用 Xiao<sup>[29]</sup>、Bao 等人<sup>[16]</sup> 使用的改进方法, 利用遥感反演地表水分指数的方法来估算水分胁迫系数的动态变化:

$$W_e(x, t) = \left( 1 - \frac{1 + \text{LSWI}}{1 + \text{LSWI}_{\max}} \right) + 0.5 \quad (4)$$

$$\text{LSWI} = \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{swir}}}{\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{swir}}} \quad (5)$$

式中,  $\text{LSWI}$  表示地表水分指数, 由近红外 ( $\rho_{\text{nir}}$ ) 和短波红外 ( $\rho_{\text{swir}}$ ) 波段计算得到;  $\text{LSWI}_{\max}$  表示单个像元生长期中  $\text{LSWI}$  的最大值, 使用 MVC 方法估算。为了减少 MOD09A1 波段数据中由云污染和设备故障等因素造成的异常值, 利用 SG 滤波法去除低质量的观察点。

原 CASA 模型中将植被  $\text{LUE}_{\max}$  统一取值为  $0.389 \text{ gC}/\text{MJ}$ , 本文通过最大入射  $\text{LUE}$  与入射  $\text{PAR}$  和  $\text{FPAR}$  的关系, 使用基于叶绿素遥感指数的经验公式来估计随季节变化的  $\text{LUE}_{\max}$ :

$$\text{LUE}_{\max} = \frac{P_{\text{max\_cap2000}}}{\text{FPAR}} \quad (6)$$

$$P_{\text{max\_cap2000}} = a \times \text{CI}_{\text{green}} + b \quad (7)$$

$$\text{CI}_{\text{green}} = \frac{R_{\text{NIR}}}{R_{\text{green}}} - 1 \quad (9)$$

式中,  $P_{\text{max\_cap2000}}$  指植物在  $2000 \mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}\text{PAR}$  辐照度下的最大光合作用速率, 单位  $\text{gC m}^{-2}\text{MJ}^{-1}\text{PAR}$ ;  $\text{CI}_{\text{green}}$  是叶绿素遥感指数,  $a$  和  $b$  是  $\text{CI}_{\text{green}}$  和  $P_{\text{max\_cap2000}}$  的线性回归参数, 其数值会根据植被类型而变化<sup>[30]</sup>;  $\text{FPAR}$  是植被对入射光合有效辐射的吸收比。

#### 1.3.2 Theil-Sen 趋势分析及其检验方法

采用 Theil-Sen 趋势分析方法, 计算安徽省 2001—2020 年 NPP 年变化趋势, 其计算公式为:

$$\text{Sen}_{ij} = \text{Median} \left( \frac{x_j - x_i}{j - i} \right), \forall j > i \quad (9)$$

式中,  $\text{Sen}_{ij}$  为 Sen 斜率,  $x_i$  和  $x_j$  分别为第  $i$  和第  $j$  时刻的序列值,  $1 < i < j < n$ ;  $n$  为序列长度。采用 Mann-Kendall 检



验法对 Sen 趋势分析结果进行显著性检验。

## 2 结果与分析

### 2.1 改进结果分析

#### 2.1.1 精度分析

本文所采用的 FPAR、 $T_g$  和  $W_g$  的改进方法,前人在 CASA 模型的研究中均有单一或综合的应用,并证明对精度有不同程度的提高。与其不同的是本文同时改进了  $LUE_{max}$ ,因此需对比  $LUE_{max}$  改进后的精度。分别对 CASA 模型中  $LUE_{max}$  参数取 0.389 gC/MJ、随植被类型变化的  $LUE_{max}^{[19]}$  以及估算的动态  $LUE_{max}$ ,依次记为 CASA1、CASA2 和 CASA3,为确保模拟结果的可比性,使用除  $LUE_{max}$  外完全相同的数据集和方法来参数化三个版本的 CASA 模型。

根据研究区实测的地上和地下生物量,换算得到观测站点的植被 NPP<sup>[31]</sup>,分别与 CASA1、CASA2 和 CASA3 的估算值进行相关性分析和显著性检验(图 2),结果表明,优化后的 CASA3 模拟结果与实测数据的相关性较强, $R^2 = 0.736$  ( $P < 0.01, n = 33$ )。

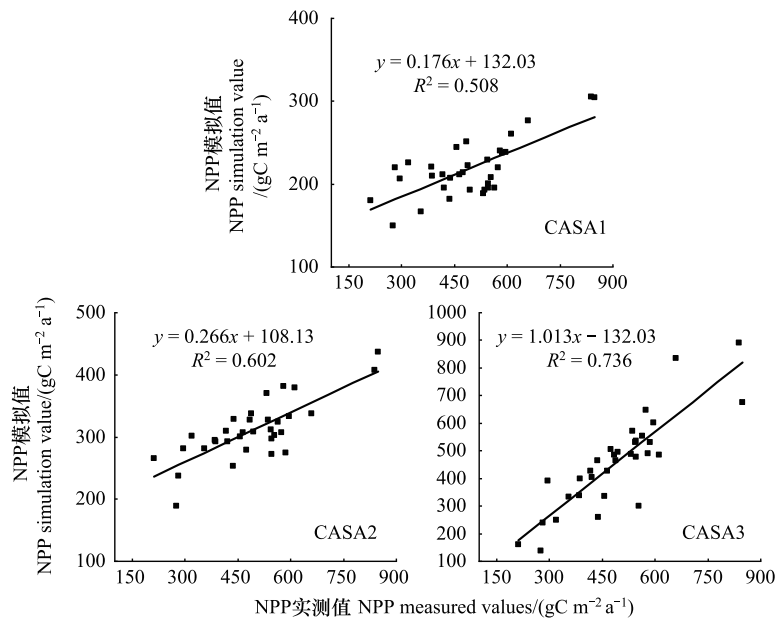


图 2 NPP 模拟值与实测值对比

Fig.2 Comparison between simulated and measured values of NPP

CASA: 卡内基-艾姆斯-斯坦福方法 Carnegie-Ames-Stanford Approach; NPP: 植被净初级生产力 Net primary productivity; CASA1:  $LUE_{max}$  参数为 0.389 gC/MJ 的 CASA 模型; CASA2:  $LUE_{max}$  参数为随植被类型变化的 CASA 模型; CASA3:  $LUE_{max}$  参数为本文估算值的 CASA 模型

为避免生物量与 NPP 换算中产生的误差以及实测站点较少等问题带来的不确定性,采用已在全球不同地区研究中得到验证与应用的 MOD17A3HGF 产品<sup>[32-33]</sup>做进一步验证(表 1)。对比取不同  $LUE_{max}$  参数的 CASA 模型与 MODIS NPP 数据的年均差值可知, CASA3 模型模拟结果与 MODIS NPP 的年均差值最小,为  $72.65 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。此外,取 2014、2017 和 2020 年的 NPP 模拟结果与 MODIS NPP 做逐像元的相关性分析发现, CASA3 与 MODIS NPP 的  $R^2$  均高于改进前。综合实测值验证结果和 MODIS NPP 的相对验证结果可知,改进后的 CASA3 模型精度较高。

#### 2.1.2 改进前后 $LUE_{max}$ 比较

为探究改进前后  $LUE_{max}$  的变化,根据朱文泉等<sup>[19]</sup>估算用于 CASA 模型中的  $LUE_{max}$  生成一个空间数据集,根据土地覆盖类型分配每个像元的值。如图 3 所示,改进前后的  $LUE_{max}$  存在较大的差异,在数值上,改进后的

$LUE_{max}$  在整体上要高于改进前,尤其在淮北的大部分地区,数值范围由 0.5—0.6 gC/MJ 增加到 0.8 gC/MJ 以上;在空间上,两个数据集都捕捉到了区域  $LUE_{max}$  整体上南部大于北部的空间分布格局。其中动态  $LUE_{max}$  的空间分布特征存在明显的空间连续性,随气候和植被覆盖的变化,由南北向中部逐渐减小,并且很好的表达了不同土地利用类型的混合  $LUE_{max}$ ,相较于某一土地利用类型中为单一常数的  $LUE_{max}$  来说,可以更好的表达  $LUE_{max}$  的空间异质性,而不是分土地利用类型的离散表达。

表 1 CASA1、CASA2、CASA3 与 MODIS NPP 的差值和决定系数

Table 1 Correlation coefficient between CASA1, CASA2, CASA3 and MODIS NPP

验证方法 Validation methods	CASA1	CASA2	CASA3
与 MODIS NPP 年均差值	253.21 gC m <sup>-2</sup> a <sup>-1</sup>	136.37 gC m <sup>-2</sup> a <sup>-1</sup>	72.65 gC m <sup>-2</sup> a <sup>-1</sup>
与 MODIS NPP 决定系数(2014 年)	0.61	0.61	0.62
与 MODIS NPP 决定系数(2017 年)	0.44	0.44	0.53
与 MODIS NPP 决定系数(2020 年)	0.61	0.61	0.62

CASA: 卡内基-艾姆斯-斯坦福方法 Carnegie-Ames-Stanford Approach; MODIS NPP: MODIS 净初级生产力 Net Primary Productivity based on MODIS data; CASA1:  $LUE_{max}$  参数为 0.389 gC/MJ 的 CASA 模型; CASA2:  $LUE_{max}$  参数为随植被类型变化的 CASA 模型; CASA3:  $LUE_{max}$  参数为本文估算值的 CASA 模型

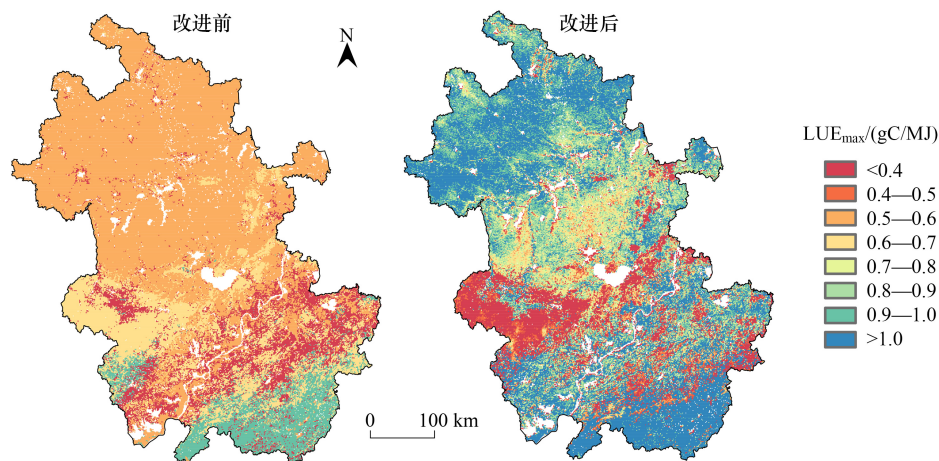


图 3 改进前后  $LUE_{max}$  的空间分布

Fig.3 Spatial distribution of  $LUE_{max}$  before and after optimization

$LUE_{max}$ : 最大光能利用率 Maximal light use efficiency

在城市和建设用地覆盖区域,  $LUE_{max}$  在 Running 等<sup>[22]</sup> 模拟值中为 0, 意味着忽略了大多数城市地区常见的城市绿地和公园的植被; 在 CASA 原模型和朱文泉等<sup>[19]</sup> 改进后的 CASA 模型中  $LUE_{max}$  分别为常数 0.389 和 0.542, 被视为一个整体; 动态  $LUE_{max}$  由于在计算中存在植被对入射光合有效辐射的吸收比, 既不会忽略建设用地中的城市绿地, 也能很好的反映出无植被覆盖的区域, 在细节的表达上更加详尽。

改进前后  $LUE_{max}$  在耕地上也有明显不同的表现。安徽省淮河两岸农田广布, 在图 3 改进前  $LUE_{max}$  的空间分布中, 安徽省耕地  $LUE_{max}$  都视为相同的值, 而淮河是中国南北地区分界线, 两岸巨大的气候差异也影响了作物的种植, 但在改进后的  $LUE_{max}$  空间分布中可以看到, 淮河以北的  $LUE_{max}$  明显高于淮河以南, 原因是中国北方广泛种植小麦等 C4 作物, 与南方广泛种植的水稻等 C3 作物相比, C4 作物有着更强的光合作用, 使用固定的  $LUE_{max}$  可能会导致大面积的 NPP 被低估。

改进前后的  $LUE_{max}$  在西部的大别山区存在较为显著的差异, 结合植被类型(图 1), 可以发现在图 3 改进前的落叶阔叶林  $LUE_{max}$  高于常绿针叶林, 介于 0.6—0.7 gC/MJ 之间, 但观察图 3 改进后的  $LUE_{max}$ , 落叶阔叶

林的  $LUE_{max}$  低于常绿针叶林, 小于  $0.4 \text{ gC/MJ}$ 。这是由于在估算动态  $LUE_{max}$  时应用到的  $CI_{green}$  和  $P_{max\_cap2000}$  的线性回归参数是根据特定通量站点模拟得到的, 而其中模拟落叶阔叶林的通量站点 JP\_TKY 海拔为  $1420 \text{ m}$ , 植被类型为寒温带落叶林, 由此计算得到的  $LUE_{max}$  参数偏低, 未来研究中, 可以使用更多合适的通量站点数据, 进一步提高动态  $LUE_{max}$  在不同地区的估算精度。

### 2.1.3 改进前后 NPP 比较

对改进前后 2001—2020 年安徽省月 NPP 取均值发现, 各月 NPP 均呈  $CASA3 > CASA2 > CASA1$  的规律, 但改进前后不同月份 NPP 提高范围存在差异。在安徽省南部截取 CASA1 和 CASA3 模拟结果差异较大的部分地区, 如图 4 所示, 在生长季的 4—10 月, 模型改进对 NPP 影响较大, 月 NPP 差值大多介于  $0—160 \text{ gC/m}^2$  之间; 而在植被基本停止生长的非生长季 1—3 和 11—12 月, 改进对 NPP 影响较小, 大多处于  $-32—0 \text{ gC/m}^2$ 。相较于改进前, 改进后 CASA 模型在生长季出现较多高估区, 在非生长季出现较多低估区, 高值更高, 低值更低, 拉大了 NPP 的年内变化。从侧面反映了使用动态  $LUE_{max}$  估算 NPP, 不仅在空间上更加精细, 还能体现植被对光合有效辐射利用率时间上的变化, 能够更好的考虑区域 NPP 的时空异质性。

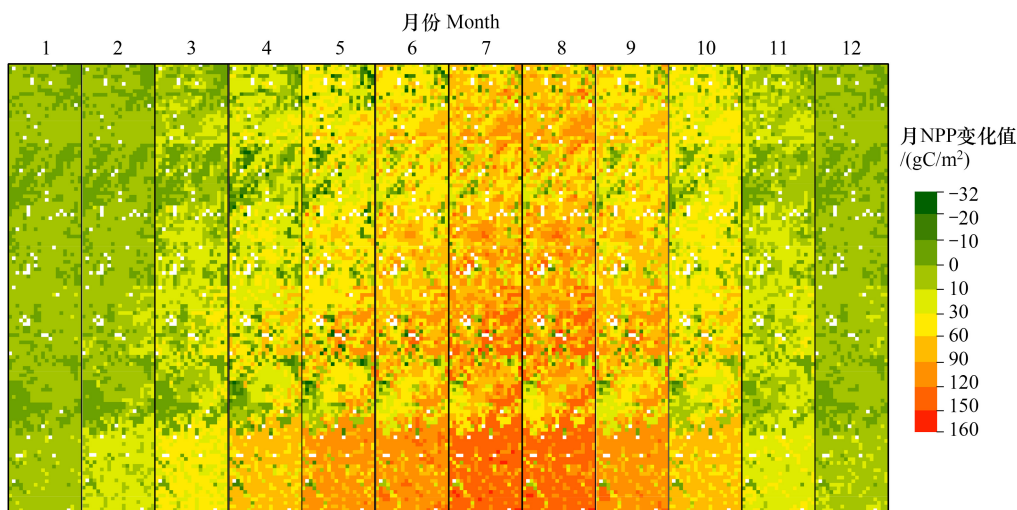


图 4 CASA1 与 CASA3 优化前后月 NPP 变化

Fig.4 Monthly NPP changes before and after optimization of CASA1 and CASA3

## 2.2 安徽省 NPP 时间变化分析

2001—2020 年, 安徽省植被 NPP 呈增加趋势(图 5), 变化速率为  $2.18 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 但整个 20 年间 NPP 变化并不连续。通过分段线性回归对每 5 年的 NPP 变化进行分析, 结果表明除 2006—2010 年间 NPP 略有下降趋势, 2001—2005、2011—2015 和 2016—2020 年间安徽省 NPP 均呈上升趋势, 其中 2016—2020 年间 NPP 显著增加。最大植被 NPP 均值出现在 2019 年, 达到  $635.9 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 而最小值出现在 2016 年, 为  $457.92 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 波动幅度达到  $177.98 \text{ gC/m}^2$ 。整个研究时间内, NPP 介于  $0—200 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$  和大于  $1000 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$  区间的土地面积占比较小且变化不大, 两者之和不超过全省面积的  $1/3$ 。2015—2019 年 NPP 的不断提高主要体现在  $0—200 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$  区间比例的不断减少和大于  $1000 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$  区间比例的不断增加。

由图 6 可知, 安徽省植被年内 NPP 整体上呈单峰型分布, 具有明显的季节差异。具体表现为夏季 > 秋季 > 春季 > 冬季, NPP 四季均值从大到小依次为  $105.76$ 、 $43.5$ 、 $40.56 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$  和  $2.88 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。7 月为峰值, 达到  $116.99 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 8 月其次, 为  $115.16 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ ; 1 月和 12 月为谷值, 为  $2.03 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。从 NPP 值波动来看, 9—10 月气温逐渐降低, 植被处于衰败阶段, NPP 波动幅度最大, 而 12—1 月太阳辐射强度较小, 大部分植被停止生长, NPP 波动幅度最小。

## 2.3 安徽省 NPP 空间变化分析

2001—2020 年植被年均 NPP 具有较强的空间分异规律(图 7),整体呈现南北多、中间少的分布格局,变化范围为 0—1314.33  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ ,年均值为 547.61  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ ,高值区主要分布在皖南山区、皖西大别山区等地势较高、植被覆盖密度较大的自然林区及部分淮北平原农作物区;低值区多分布在植被覆盖密度较低区域,如巢湖、长江和淮河流域等部分水体。从不同土地覆盖类型的 NPP 变化特征来看,NPP 均值从大到小依次为:常绿阔叶林(1019.22  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>耕地(597.55  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>常绿针叶林(562.07  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>灌丛(471.72  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>落叶阔叶林(344.41  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>草地(340.44  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>落叶针叶林(335.31  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>城市用地(271.67  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>裸土(163.17  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )>水体(40.15  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ )。

根据 Sen 趋势和显著性水平将 NPP 变化趋势划分为 5 类。从表 2 和图 8 可以看出,2001—2020 年安徽省植被 NPP 明显呈上升趋势,上升面积占总面积的 74.04%,说明安徽省植被整体生长较好。同时,NPP 的变化趋势也表现出明显的空间异质性,显著上升( $P \leq 0.05$ )约占总面积 10.97%,不显著上升( $0 < P \leq 0.05$ )约占总面积 63.07%,其中大部分在地势平坦的淮北平原,分布于六安市、阜阳市、亳州市、淮北市、淮南市、宿州市蚌埠市和滁州市,主要土地利用类型为耕地。NPP 下降面积占总面积的 25.86%,其中显著下降( $P \leq 0.05$ )约占总面积的 4.23%,不显著下降( $0 < P \leq 0.05$ )约占总面积的 21.63%,主要分布在沿江地区等水体周围,及附近和地势平坦的城市群区域。

## 3 讨论

### 3.1 NPP 估算的不确定性

CASA 模型是基于北美地区所有植被而建立的大尺度甚至全球尺度的 NPP 估算模型,近年来学者们从修改模型参数计算<sup>[34-35]</sup>、考虑模型的区域适应性<sup>[36]</sup>以及提高遥感数据的分辨率<sup>[37]</sup>等方面入手,在其模拟精度提升方面做了大量的研究。本文则从最大光能利用率参数出发,尝试使用动态变化的最大光能利用率参数对 CASA 模型进行改进,并模拟了安徽省 2001—2020 年的植被 NPP,将其与实测数据及 MODIS NPP 进行对比,结果表明改进后 CASA 模型的估算精度有所提高,模拟的安徽省 NPP 在空间表达上更加详尽,时间上较改进前在生长季 NPP 值更高,非生长季值更低,拉大了 NPP 的年内变化。

然而,改进后的 CASA 模型也有缺点。一方面,从不同土地覆盖类型的 NPP 均值来看(图 9),三个版本的 CASA 模型中 NPP 均值最大的都为常绿阔叶林,最低的都为水体,优化前后各土地利用类型 NPP 均值大小规律相近,但改进后的 CASA3 模型中出现了落叶阔叶林的 NPP 均值低于常绿针叶林的情况,而在 CASA1 和 CASA2 模型中,落叶阔叶林的 NPP 均值均高于常绿针叶林,造成该现象的原因与动态 LUE<sub>max</sub> 参数估算方法有

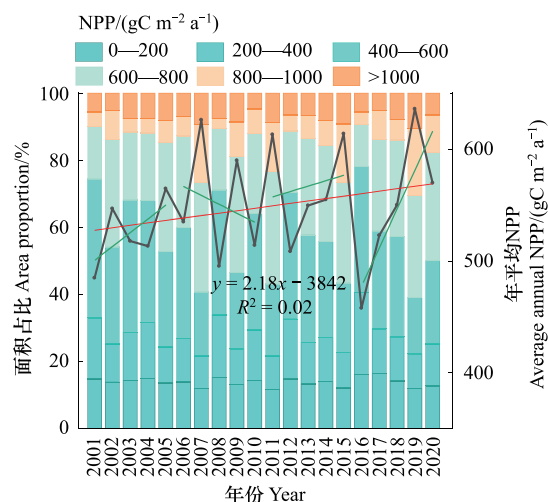


图 5 2001—2020 年安徽省平均植被 NPP 年际变化、各级 NPP 面积占比与四个子周期变化

Fig.5 Interannual variation of average vegetation NPP, area proportion of NPP at all levels and four sub-periods in Anhui Province from 2001 to 2020

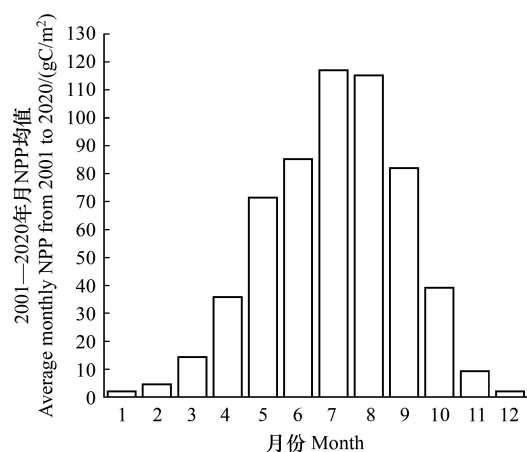


图 6 安徽省植被 NPP 年内变化

Fig.6 Intra-annual change of vegetation NPP in Anhui Province



关,这也是需要改进之处,对于动态 $LUE_{max}$ 在区域尺度的估算问题还有待进一步研究,应进行更稳健的验证评估,以确定改进后的 CASA 模型在其他区域是否适用。另一方面,改进后的 CASA 模型对遥感图像数据的质量要求更高,模型参数中所涉及的  $LSWI$  和  $CI_{green}$  均基于 MOD09A1 地表反射率产品计算,波段数据中或多或少存在有云现象,导致部分区域遥感指数估算不准确,这也会在一定程度上影响 NPP 的估算精度,未来可以考虑使用含云量更低及空间分辨率更高的遥感图像。

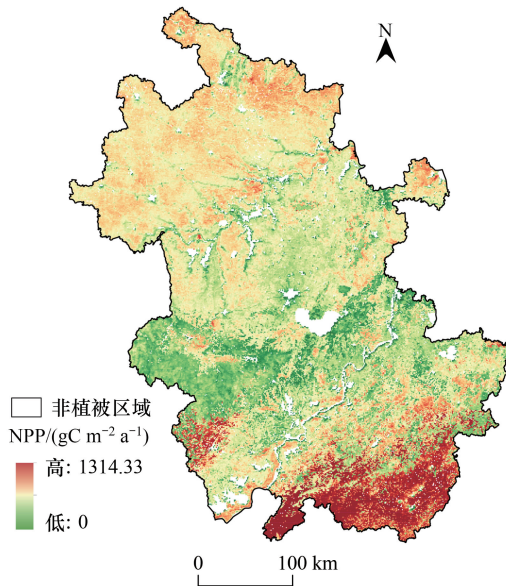


图7 安徽省 2001—2020 年平均 NPP 空间分布

Fig.7 Spatial distribution map of average NPP in Anhui Province from 2001 to 2020

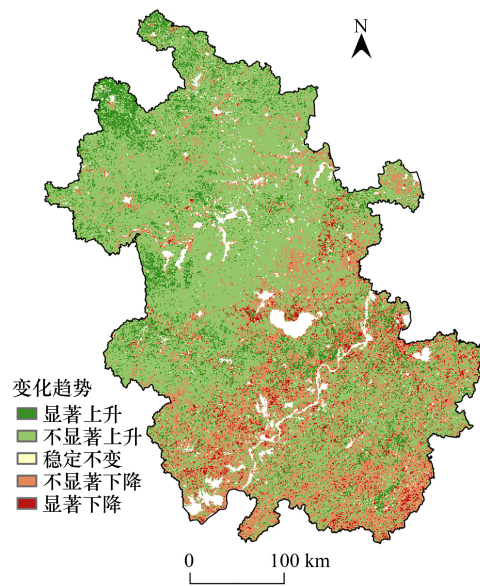


图8 2001—2020 年安徽省植被 NPP 变化趋势

Fig.8 Variation trend of vegetation NPP in Anhui from 2001—2020

表 2 2001—2020 年安徽省植被 NPP 变化趋势统计

Table 2 Statistics on the change trend of vegetation NPP in Anhui Province from 2001 to 2020

判断依据 Judgment based	NPP 变化趋势	面积占比/%	判断依据 Judgment based	NPP 变化趋势	面积占比/%
$Sen > 0,  Z  > 2.58$	显著上升	10.97	$Sen < 0,  Z  > 1.96$	不显著下降	21.63
$Sen > 0,  Z  > 1.96$	不显著上升	63.07	$Sen < 0,  Z  > 2.58$	显著下降	4.23
$ Z  \leq 1.96$	稳定不变	0.10			

Sen; Theil-Sen 趋势; Z: 显著性水平

### 3.2 NPP 变化趋势

对长期 NPP 模拟结果的分析表明,2001—2020 年间,安徽省 NPP 总体呈增长趋势,与 Yang<sup>[38]</sup> 等 2001—2016 年安徽省 NPP 总量呈波动下降趋势的结论不同,这种差异主要归因于所考虑的研究期间的不同。当对比同一时期的分析结果时,本文与 Yang 等的研究结果一致,均为 2001—2016 年间安徽省 NPP 波动下降。

根据 2001—2020 年安徽省 NPP、年均温、年总降水和年均  $LUE_{max}$  的变化趋势(图 10),2001—2002 年, NPP 呈上升趋势,与年气温、降水量和  $LUE_{max}$  增加趋势一致;2003—2005 年 NPP 增加,受气温影响较大;2006—2010 年间气温适宜,但受降水量减少的影响,年 NPP 呈下降趋势;2011—2015 年 NPP 再次上升,与同期适宜的气温和降水相关;2016—2020 年间, NPP 快速上升并在 2019 年达到研究时段的最大值,其对应年份降水量充足,气温和  $LUE_{max}$  显著上升,高于多年平均水平。研究期间  $LUE_{max}$  整体呈小幅度下降趋势,年总降水、年均温和年 NPP 呈上升趋势,表明整体上气候变暖和湿润有利于植被 NPP 的增加,但在某些特殊年份也有例外,相较于 2011 年,2012 年的气温和降水均表现为上升,但 NPP 却表现为下降,说明还有其他因素影响了植被 NPP,可能是 2012 年下降的  $LUE_{max}$  或人类活动的干扰,因此在后续的研究中,将进一步分析 NPP 与气候、人类活动之间的相关关系。

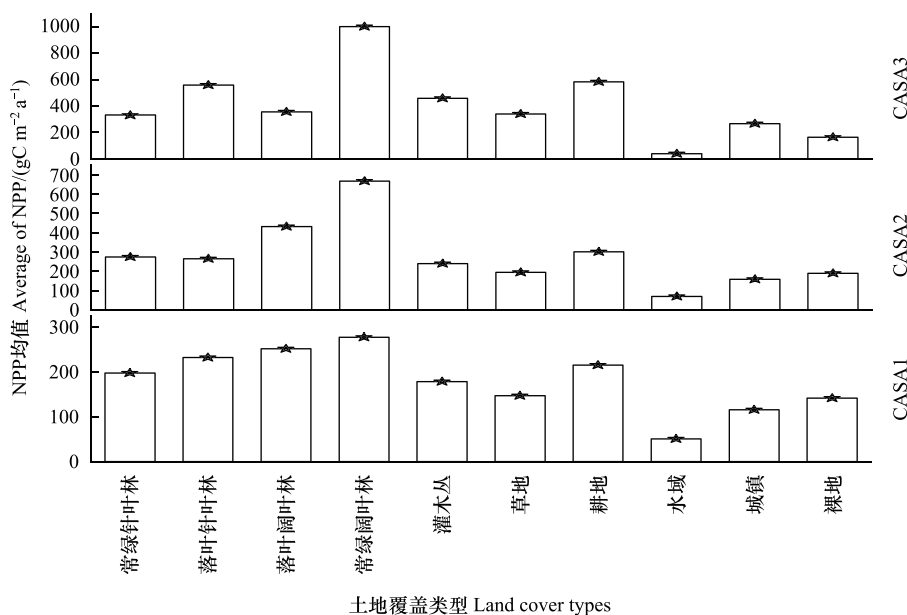


图9 安徽省 2001—2020 年不同土地覆盖类型 NPP

Fig.9 NPP of different Land cover types in Anhui Province from 2001 to 2020

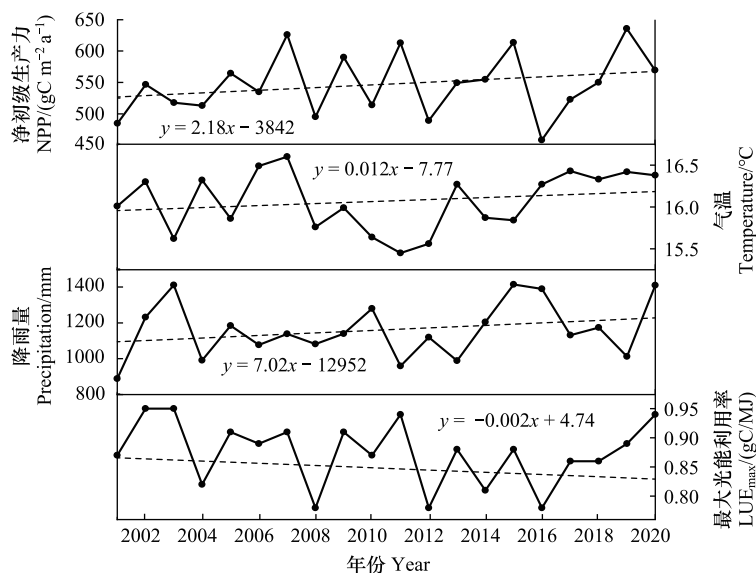


图10 2001—2020 年安徽省 NPP、降雨量、气温和最大光能利用率的年际变化

Fig.10 Interannual variation of NPP, precipitation, temperature and maximal light use efficiency, in Anhui Province from 2001 to 2020

#### 4 结论

(1) 改进的 CASA 模型克服了原有 CASA 模型中  $LUE_{max}$  参数取常数而不考虑其空间异质性的问题,能有效提高模型的估算精度。模拟的安徽省 NPP 在空间表达上更加详尽,时间上较改进前在生长季 NPP 值更高,非生长季值更低,拉大了 NPP 的年内变化。

(2) 2001—2020 年安徽省植被 NPP 年均值为  $547.61 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 总体呈波动上升趋势,波动范围为  $457.92\text{—}635.9 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ , 2016—2020 年间 NPP 增长率最大;年内 NPP 整体上呈单峰型分布,具有明显的季

节差异,具体表现为夏季>秋季>春季>冬季。

(3) 安徽省植被 NPP 呈现为南北多、中间少的分布格局,NPP 均值变化范围为 0—1314.33  $\text{gC m}^{-2} \text{a}^{-1}$ ;高值区主要分布在皖南山区、皖西大别山区及部分淮北平原农作物区,低值区多分布在巢湖、长江和淮河流域等植被覆盖密度较低区域。各土地覆盖类型 NPP 的大小为:常绿阔叶林>耕地>常绿针叶林>灌丛>落叶阔叶林>草地>落叶针叶林>城市用地>裸土>水体。

(4) 2001—2020 年间安徽省植被 NPP 呈明显的上升趋势,NPP 上升面积占总面积的 74.04%,大部分分布在地势平坦的淮北平原。

#### 参考文献(References):

- [ 1 ] Koffi E N, Rayner P J, Scholze M, Beer C. Atmospheric constraints on gross primary productivity and net ecosystem productivity: results from a carbon-cycle data assimilation system. *Global Biogeochemical Cycles*, 2012, 26(1): 104-105.
- [ 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. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424.
- [ 3 ] 何颖,马松梅,张林,张云玲,贺凌云. 玛纳斯河流域 NPP 时空变化及其生物多样性维护功能重要性评价. *生态学报*, 2023, 43(11): 4664-4673.
- [ 4 ] 施亚林,曹艳萍,苗书玲. 黄河流域草地净初级生产力时空动态及其驱动机制. *生态学报*, 2023, 43(2): 731-743.
- [ 5 ] 王继燕,李爱农,新华安. 湿地植被净初级生产力估算模型研究综述. *湿地科学*, 2015, 13(5): 636-644.
- [ 6 ] 陈晓杰,张长城,张金亭,王静. 基于 CASA 模型的植被净初级生产力时空演变格局及其影响因素——以湖北省为例. *水土保持研究*, 2022, 29(3): 253-261.
- [ 7 ] 涂海洋,古丽·加帕尔,于涛,李旭,陈柏建. 中国陆地生态系统净初级生产力时空变化特征及影响因素. *生态学报*, 2023, 43(3): 1219-1233.
- [ 8 ] 李登科,王钊. 气候变化和人类活动对陕西省植被 NPP 影响的定量分析. *生态环境学报*, 2022, 31(6): 1071-1079.
- [ 9 ] Nanzad L, Zhang J H, Batdelger G, Pangali Sharma T P, Koju U A, Wang J W, Nabil M. Analyzing NPP response of different rangeland types to climatic parameters over Mongolia. *Agronomy*, 2021, 11(4): 647-665.
- [ 10 ] Tripathi P, Patel N R, Kushwaha S P S. Estimating net primary productivity in tropical forest plantations in India using satellite-driven ecosystem model. *Geocarto International*, 2018, 33(9): 988-999.
- [ 11 ] 李芸,王轶夫,孙玉军,雷渊才,邹卫才,李杰. 吉林省落叶松林净初级生产力时空特征及其对气候变化的响应. *生态学报*, 2022, 42(3): 947-959.
- [ 12 ] Nemani R R, Keeling C D, Hashimoto H, Jolly W M, Piper S C, Tucker C J, Myneni R B, Running S W. Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999. *Science*, 2003, 300(5625): 1560-1563.
- [ 13 ] McCallum I, Franklin O, Moltchanova E, Merbold L, Schmillius C, Shvidenko A, Schepaschenko D, Fritz S. Improved light and temperature responses for light-use-efficiency-based GPP models. *Biogeosciences*, 2013, 10(10): 6577-6590.
- [ 14 ] Yu D Y, Shi P J, Shao H B, Zhu W Q, Pan Y Z. Modelling net primary productivity of terrestrial ecosystems in East Asia based on an improved CASA ecosystem model. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(18): 4851-4866.
- [ 15 ] He H L, Liu M, Xiao X M, Ren X L, Zhang L, Sun X M, Yang Y H, Li Y N, Zhao L A, Shi P L, Du M Y, Ma Y M, Ma M G, Zhang Y, Yu G R. Large-scale estimation and uncertainty analysis of gross primary production in Tibetan alpine grasslands. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2014, 119(3): 466-486.
- [ 16 ] Bao G, Bao Y H, Qin Z H, Xin X P, Bao Y L, Bayarsaikhan S, Zhou Y, Chuntai B. Modeling net primary productivity of terrestrial ecosystems in the semi-arid climate of the Mongolian Plateau using LSWI-based CASA ecosystem model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 46: 84-93.
- [ 17 ] 王军邦,刘纪远,邵全琴,刘荣高,樊江文,陈卓奇. 基于遥感-过程耦合模型的 1988—2004 年青海三江源区净初级生产力模拟. *植物生态学报*, 2009, 33(2): 254-269.
- [ 18 ] Liu Y Y, Wang Q, Zhang Z Y, Tong L J, Wang Z Q, Li J L. Grassland dynamics in responses to climate variation and human activities in China from 2000 to 2013. *The Science of the Total Environment*, 2019, 690: 27-39.
- [ 19 ] 朱文泉,潘耀忠,何浩,于德永,扈海波. 中国典型植被最大光利用率模拟. *科学通报*, 2006, 51(6): 700-706.
- [ 20 ] Wang H S, Jia G S, Fu C B, Feng J M, Zhao T B, Ma Z G. Deriving maximal light use efficiency from coordinated flux measurements and satellite data for regional gross primary production modeling. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(10): 2248-2258.
- [ 21 ] Field C B, Behrenfeld M J, Randerson J T, Falkowski P. Primary production of the biosphere: integrating terrestrial and oceanic components.

- Science, 1998, 281(5374): 237-240.
- [22] Running S W, Thornton P E, Nemani R, Glassy J M. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system. Sala OE, Jackson RB, Mooney HA, Howarth RW. *Methods in Ecosystem Science*. New York: Springer, 2000, 3: 44-57.
- [23] Pan Y D, Birdsey R, Hom J, McCullough K, Clark K. Improved estimates of net primary productivity from modis satellite data at regional and local scales. *Ecological Applications: a Publication of the Ecological Society of America*, 2006, 16(1): 125-132.
- [24] Zhou X W, Xin Q C. Improving satellite-based modelling of gross primary production in deciduous broadleaf forests by accounting for seasonality in light use efficiency. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(3): 931-955.
- [25] Groenendijk M, Dolman A J, Ammann C, Arneth A, Cescatti A, Dragoni D, Gash J H C, Gianelle D, Gioli B, Kiely G, Knohl A, Law B E, Lund M, Marcolla B, van der Molen M K, Montagnani L, Moors E, Richardson A D, Rouspard O, Verbeeck H, Wohlfahrt G. Seasonal variation of photosynthetic model parameters and leaf area index from global Fluxnet eddy covariance data. *Journal of Geophysical Research*, 2011, 116(G4): G04027.
- [26] Lin X F, Chen B Z, Chen J, Zhang H F, Sun S B, Xu G, Guo L F, Ge M Y, Qu J F, Li L J, Kong Y W. Seasonal fluctuations of photosynthetic parameters for light use efficiency models and the impacts on gross primary production estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 236: 22-35.
- [27] 李传华, 曹红娟, 范也平, 韩海燕, 孙皓, 王玉涛. 基于校正的 CASA 模型 NPP 遥感估算及分析——以河西走廊为例. *生态学报*, 2019, 39(5): 1616-1626.
- [28] 赵芬. 基于 CASA 模型的锡林郭勒盟草地净初级生产力遥感估算与验证[D]. 北京: 中国农业科学院, 2015.
- [29] Xiao X M, Hollinger D, Aber J, Goltz M, Davidson E A, Zhang Q Y, Moore B. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(4): 519-534.
- [30] Muramatsu K, Furumi S, Soyama N, Daigo M. Estimating the seasonal maximum light use efficiency. *Proc SPIE 9260, Land Surface Remote Sensing II*, 2014, 9260: 689-697.
- [31] 刘双, 阮宏华. 基于地统计学的广东省和广西省森林生物量和 NPP 空间格局分析. *生态学杂志*, 2013, 32(9): 2502-2509.
- [32] Wang C D, Li W Q, Sun M X, Wang Y T, Wang S B. Exploring the formulation of ecological management policies by quantifying interregional primary ecosystem service flows in Yangtze River Delta region, China. *Journal of Environmental Management*, 2021, 284: 112042.
- [33] 刘亮, 关靖云, 穆晨, 韩万强, 乔雪丽, 郑江华. 2008—2018 年伊犁河流域植被净初级生产力时空分异特征. *生态学报*, 2022, 42(12): 4861-4871.
- [34] Liu Z H, Hu M Q, Hu Y M, Wang G X. Estimation of net primary productivity of forests by modified CASA models and remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(4): 1092-1116.
- [35] 苏胜涛, 曾源, 赵旦, 郑朝菊, 吴兴华. 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. *生态学报*, 2022, 42(4): 1276-1289.
- [36] Liang W, Yang Y T, Fan D M, Guan H D, Zhang T, Long D, Zhou Y, Bai D. Analysis of spatial and temporal patterns of net primary production and their climate controls in China from 1982 to 2010. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 204: 22-36.
- [37] Liu Y H, Han X Z, Weng F Z, Xu Y M, Zhang Y P, Tang S H. Estimation of terrestrial net primary productivity in China from *Fengyun-3D* satellite data. *Journal of Meteorological Research*, 2022, 36(3): 401-416.
- [38] Yang H F, Hu D D, Xu H, Zhong X N. Assessing the spatiotemporal variation of NPP and its response to driving factors in Anhui Province, China. *Environmental Science and Pollution Research*, 2020, 27(13): 14915-14932.