

# 基于叶绿素荧光遥感的江西省稻田总初级生产力估算及其气象驱动因素研究

刘博<sup>1,2</sup> 徐涛<sup>3</sup> 徐强强<sup>4</sup> 李启龙<sup>1</sup> 刘方平<sup>3</sup> 侯佳佳<sup>1</sup> 崔远来<sup>5</sup>

(1. 扬州大学水利科学与工程学院, 扬州 225009; 2. 扬州大学现代农村水利研究院, 扬州 225009;

3. 江西省灌溉试验中心站, 南昌 330201; 4. 汉江水利水电(集团)有限公司, 武汉 430048;

5. 武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室, 武汉 430072)

**摘要:** 总初级生产力(Gross primary production, GPP)是表征作物在光合作用中吸收大气CO<sub>2</sub>的指标,也是作物产量形成的重要起点。本研究以江西省稻田为研究对象,基于日光诱导叶绿素荧光(Sun-induced chlorophyll fluorescence, SIF)遥感数据和地面通量观测数据,构建了基于SIF的稻田GPP非线性估算模型,进而对江西省2001—2020年稻田GPP进行模拟。结果表明:相较于MOD17 GPP和GOSIF GPP,基于SIF的非线性模型模拟精度更高,可以更好地捕捉水稻季和非水稻季GPP的季节变化,但对早稻—晚稻交替期模拟效果较差。2001—2020年江西省稻田多年平均GPP为(2 082.8 ± 143.2) g/(m<sup>2</sup>·a),空间上呈现北侧低、南侧高的特点,稻田GPP低值主要位于南昌市及其周边,高值位于赣州市和景德镇市。2001—2020年江西省稻田GPP总体呈波动上升趋势,趋势率为24.3 g/(m<sup>2</sup>·a),上升趋势最大的区域位于江西省南部,上升趋势最小或存在下降趋势的区域主要位于南昌市和九江市,可能与该地区水稻“双改单”现象有关。江西省各市稻田GPP年际变化的主要影响因素为气温,贡献率在28.3%~44.2%之间,太阳辐射对稻田GPP为负贡献,风速在部分区域对稻田GPP为正贡献,降水量和相对湿度对稻田GPP年际变化的影响最弱。研究可为模拟江西省稻田GPP以及评估气候变化背景下稻田固碳能力和产量估算提供理论依据。

**关键词:** 日光诱导叶绿素荧光; 总初级生产力; 估算模型; 稻田; 时空分布; 江西省

中图分类号: Q148; TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)08-0391-10

OSID:



## Estimation of Gross Primary Production of Paddy Field in Jiangxi Province Based on Remote Sensing Measured Sun-induced Chlorophyll Fluorescence and Its Correlation with Meteorological Factors

LIU Bo<sup>1,2</sup> XU Tao<sup>3</sup> XU Qiangqiang<sup>4</sup> LI Qilong<sup>1</sup> LIU Fangping<sup>3</sup> HOU Jiajia<sup>1</sup> CUI Yuanlai<sup>5</sup>

(1. College of Hydraulic Science and Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China

2. Modern Rural Water Resources Research Institute, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China

3. Jiangxi Central Station of Irrigation Experiment, Nanchang 330201, China

4. Hanjiang Water Resources and Hydropower (Group) Co., Ltd., Wuhan 430048, China

5. State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Gross primary productivity (GPP) is an indicator that reflects the absorption of atmospheric CO<sub>2</sub> by crops through photosynthesis and serves as an important starting point for crop yield formation. The remote sensing measured sun-induced chlorophyll fluorescence (SIF) had highly advantages in GPP estimation. However, there were few studies in estimating rice GPP using remote sensing measured SIF. The paddy field in Jiangxi Province was taken as research object, a non-linear model for estimating rice GPP was constructed based on remote sensing measured SIF and ground flux observation data, and then the GPP over paddy field in Jiangxi Province during 2001—2020 was estimated. The results showed that compared with MOD17 GPP and GOSIF GPP, the SIF-based non-linear model had higher GPP estimation

收稿日期: 2024-03-17 修回日期: 2024-05-13

基金项目: 国家自然科学基金长江水科学研究联合基金项目(U2040213)、江西省水利科技项目(202426ZDKT21、202223TGKT08)和江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(21KJB210021)

作者简介: 刘博(1992—),男,讲师,博士,主要从事农田生态水文与节水灌溉研究,E-mail: boliu@yzu.edu.cn

accuracy. The model can better capture the seasonal variations of rice GPP in both the rice seasons and non-rice seasons, but it performed poorly during the period of early rice to late rice transition. During 2001—2020, the annual average rice GPP for the Jiangxi Province was  $(2\ 082.8 \pm 143.2) \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , and generally exhibited lower values in the north and higher values in the south. The areas with low GPP values were mainly located in the Nanchang City and its surrounding areas, while high values were found in Ganzhou City and Jingdezhen City. During 2001—2020, the rice GPP in Jiangxi Province showed an overall increasing trend with an increasing rate of  $24.3 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ . The regions with the largest increasing trend were located in the southern part of the Jiangxi Province, while areas with the smallest increasing or decreasing trend mainly located in Nanchang City and Jiujiang City, possibly related to the transition of “double cropping rice to single cropping rice”. The main influencing factor for inter-annual variations in rice GPP in Jiangxi Province was temperature, with contribution rate ranging from 28.3% to 44.2%. Solar radiation had a negative contribution to rice GPP, the wind speed had a positive contribution to rice GPP in some regions, while precipitation and relative humidity had little impact on rice GPP. The research findings can provide a theoretical basis for estimating rice GPP, as well as for assessing the carbon sequestration capacity and yield estimation of rice under climate change in Jiangxi Province.

**Key words:** sun-induced chlorophyll fluorescence; gross primary production; estimation model; paddy field; spatial-temporal distribution; Jiangxi Province

## 0 引言

以气温升高为主要特征的气候变化是当前全球面临的主要环境问题之一<sup>[1]</sup>。水稻是我国第一大粮食作物,同时稻田也是最易受气候变化影响的陆地生态系统<sup>[2-3]</sup>。总初级生产力(Gross primary production, GPP)是指单位时间内作物通过光合作用固定的有机碳总量,是表征农田生态系统碳收支的重要分量<sup>[4-5]</sup>,也是作物产量形成的起点。准确探明稻田 GPP 时空变化特征及其对气象因素的响应,对于深入理解气候变化背景下稻田生产力变化机理和产量估算具有重要意义。涡度相关<sup>[6-8]</sup>(Eddy covariance, EC)系统可以连续观测“单点”的净生态系统 CO<sub>2</sub> 交换量(Net ecosystem exchange, NEE),在此基础上结合通量分配算法<sup>[9]</sup>,可以获取较高精度的 GPP。然而,该方法空间代表性有限,EC 系统较高的费用也限制了其广泛使用,无法有效反映区域 GPP 时空变化特征。

随着遥感技术的快速发展,遥感数据被广泛应用于区域 GPP 估算<sup>[10-13]</sup>。目前常用的基于遥感数据的 GPP 估算模型包括 VPM 模型<sup>[14]</sup>、DTEC 模型<sup>[15]</sup>、EC-LUE 模型<sup>[16]</sup>等。在以上模型基础上逐渐形成了成熟的全球 GPP 产品,例如 MOD17 GPP 产品<sup>[14]</sup>、GLASS GPP 产品等<sup>[17]</sup>。然而,目前常用的 GPP 产品通常使用基于反射率的植被指数,如归一化植被指数(NDVI)、增强植被指数(EVI)来估算区域 GPP。植被指数可以在一定程度上表征植被光合能力,但当植被覆盖较高时会造成反射率信号饱和,从而难以准确反映高植被覆盖时光合作用的动态变化<sup>[18]</sup>。近年来,基于日光诱导叶绿素荧光(Sun-

induced chlorophyll fluorescence, SIF)遥感估算 GPP 越来越得到关注。SIF 是植被光合作用的伴生产物,可以反映几乎所有光合作用过程的变化,因而被认为是植被光合作用的“探针”。目前用于反演 SIF 的卫星包括 GOSAT、GOME-2、OCO-2、TanSat 等,为区域 GPP 研究提供了新的方法和数据源。研究表明,卫星遥感反演的 SIF 数据与不同植被 GPP 均具有强相关性<sup>[18-20]</sup>。WAGLE 等<sup>[21]</sup>比较了 VPM 模型、SCOPE 模型和 SIF 线性模型在美国内布拉斯加州玉米田的表现,结果表明 SIF 可以有效估算玉米田 GPP;李月等<sup>[22]</sup>基于 SIF 与 GPP 的线性关系,分析了蒙古高原草地 GPP 的时空动态变化,CHEN 等<sup>[23]</sup>发现基于 SIF 的非线性模型可以更好地模拟玉米田 GPP,WEI 等<sup>[24]</sup>评估了 OCO-2 和 GOME-2 卫星反演的 SIF 估算黑河流域玉米和草甸 GPP 的效果。但 SIF 卫星数据普遍存在空间分辨率较粗(GOSAT、GOME-2)、空间不连续(OCO-2)或时间序列长度不足(TanSat)等问题。为解决以上问题,LI 等<sup>[25]</sup>基于 OCO-2 SIF 数据、MODIS 和气象数据,利用数据驱动算法生成了时间分辨率为 8 d、空间分辨率为 0.05° 的全球 SIF 数据集(GOSIF)。然而,GOSIF GPP 数据集是面向全球的 GPP 产品,其在区域的精度还有待验证。因此有必要结合地区作物实测 GPP 数据,构建并参数化基于 SIF 的 GPP 估算模型。

江西省是我国重要的水稻产区,水稻播种面积居全国第 3 位,产量居全国第 3 位<sup>[26]</sup>。随着气候变化进程的加剧,江西省面临愈加频繁的高温、干旱、降雨不均等现象,严重影响江西省稻田生产。因此,有必要准确模拟江西省水稻 GPP,并揭示其时空变

异特征及气象驱动因素,这对于有效指导气候变化背景下水稻可持续生产具有重要意义。综上所述,本研究以江西省为研究区域,构建基于 SIF 的稻田 GPP 估算模型并评估其精度,进而估算江西省 2001—2020 年稻田总初级生产力,分析其时空分布特征及气象驱动因素,为了解气候变化背景下江西省稻田固碳能力和产量估算提供参考。

## 1 材料与方 法

### 1.1 研究区概况

江西省(24°29′~30°04′N,113°34′~118°28′E)位于我国东南部,北部为鄱阳湖平原,南部以丘陵山地为主,是我国主要的水稻生产省份,水稻种植以双季稻为主。江西省气候属于典型亚热带季风气候区,水热资源丰富,全省年平均气温为 18.3℃,年平均降水量约为 1725 mm,年内降水不均,早稻季降水丰富,晚稻季存在缺水风险。该省稻田土壤为典型红壤水稻土,土壤质地为粉砂质黏土。

### 1.2 基于 SIF 的 GPP 估算模型

根据光能利用效率模型,GPP 可以由植被吸收的光合有效辐射(APAR)和光能利用效率( $\varepsilon_p$ )确定<sup>[27]</sup>,即

$$GPP = APAR\varepsilon_p \quad (1)$$

式中 APAR——植被吸收的光合有效辐射, $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$

与 GPP 类似,SIF 也可以由 APAR 和荧光利用效率( $\varepsilon_f$ )表示<sup>[28]</sup>为

$$SIF = APAR\varepsilon_f f_{\text{esc}} \quad (2)$$

式中  $f_{\text{esc}}$ ——叶绿体发射的荧光可以逃逸出冠层的比例

综合式(1)和式(2)得到

$$GPP = SIF \frac{\varepsilon_p}{\varepsilon_f f_{\text{esc}}} \quad (3)$$

研究表明, $\varepsilon_p$  通常与 APAR 呈非线性关系<sup>[27-28]</sup>, $\varepsilon_p$  可表示为

$$\varepsilon_p = \frac{c\varepsilon_{p,\text{max}}}{c + APAR} \quad (4)$$

式中  $c$ ——以辐射为单位的系数

其中  $c\varepsilon_{p,\text{max}}$  为最大 GPP( $GPP_{\text{max}}$ ),使用非直角双曲线拟合<sup>[29]</sup>通量站点观测 GPP 数据获得。

综合式(1)和式(4)可得

$$GPP = GPP_{\text{max}} \frac{SIF}{SIF + m} \quad (5)$$

其中

$$m = c\varepsilon_f f_{\text{esc}}$$

$m$  由通量站点观测 GPP 数据与对应栅格 SIF 数据进行拟合得到。

## 1.3 数据来源

### 1.3.1 土地利用数据

土地利用数据来自中国科学院资源环境科学与数据中心<sup>[30]</sup>,该数据集使用美国陆地卫星 Landsat 遥感影像作为主要信息源,通过人工目视解译构建,空间分辨率为 1 km。按照二级土地利用类型分类,提取其中水田土地类型。为与 SIF 数据保持统一空间分辨率,将土地利用类型重采样至 0.05°(图 1),重采样前后水田占全省土地面积分别为 19.3% 和 19.0%,没有明显差异。

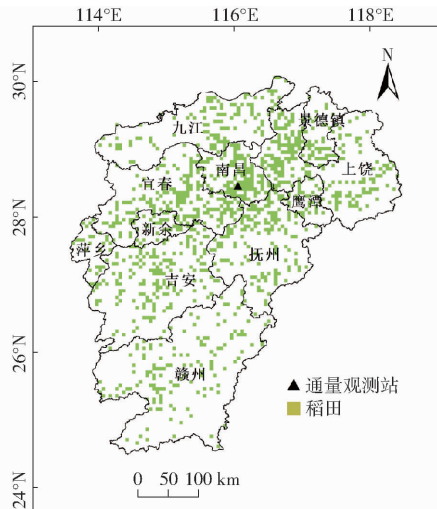


图 1 江西省行政区划及水稻田分布图

Fig. 1 Administrative division and paddy rice distribution of Jiangxi Province

### 1.3.2 叶绿素荧光遥感数据

采用 GOSIF 数据产品开展 GPP 估算研究。GOSIF 数据产品使用机器学习方法整合 OCO-2 SIF 观测数据、中分辨率成像光谱仪(MODIS)的遥感产品数据和气象再分析数据,生成 2000 年 3 月—2022 年 12 月(2023 年 5 月 14 日更新)全球 SIF 数据,空间分辨率为 0.05°,时间分辨率为 8 d、月和年。GOSIF 数据已经在全球范围内 91 个通量站进行了验证。本研究主要采用 0.05°、8 天和月尺度 GOSIF 数据(<https://globalecology.unh.edu/data/GOSIF.html>)来估算江西省稻田 GPP,数据时间范围为 2001—2020 年。

### 1.3.3 遥感 GPP 数据

(1) MOD17 GPP 产品。本研究收集了 2001—2020 年江西省范围内 MODIS 陆地产品第 5 版 GPP 数据(MOD17A2, <http://ladsweb.nascom.nasa.gov/>)。该产品基于 PSN 模型进行模拟,主要输入数据包括来源于 MOD15 LAI/FPAR 数据的光合有效辐射吸收比例和叶面积指数,来自于 NASA DAO 的气象数据以及来自于生物群落参数查找表的最大光能利用率。该产品数据格式为 GeoTIFF,比例系

数为 0.1,空间分辨率为 500 m,时间分辨率为 8 d。目前该 GPP 产品已经在陆面系统碳循环、全球变化等领域得到了广泛应用。

(2)GOSIF GPP 产品。LI 等<sup>[25]</sup>在 GOSIF 数据集基础上,结合地面通量站点观测 GPP,建立了 8 种不同植被类型的 GPP 线性模型,模拟得到了全球 GPP ([http://data.globalecology.unh.edu/data/GOSIF-GPP\\_v2/](http://data.globalecology.unh.edu/data/GOSIF-GPP_v2/)),并在全 91 个通量站点进行了验证,结果表明 GOSIF GPP 与站点数据具有较好的一致性。该数据格式为 GeoTIFF,空间分辨率为 0.05°,时间分辨率为 8 d、月和年,比例系数分别为 0.001、0.01 和 0.1。本研究收集了 2001—2020 年江西省 GOSIF GPP 数据。

### 1.3.4 通量站点数据

使用 EC 系统于 2017—2018 年对江西省典型稻田进行连续、定位观测。EC 系统位于南昌市向塘镇高田村,安装在大片水稻田中心<sup>[2]</sup>。使用 EddyPro 软件计算并校正原始数据,校正方法包括倾斜校正、WPL 校正、频率响应校正、质量控制等,进而获取 30 min CO<sub>2</sub> 通量(净生态系统交换量,NEE)。剔除数据质量差、仪器故障、降雨前后、湍流交换减弱等时期数据,使用非线性回归法对 NEE 进行数据插补并将其拆分为 GPP 和生态系统呼吸(Ecosystem respiration, R<sub>eco</sub>)。首先,使用 Lloyd & Taylor 呼吸模型<sup>[9]</sup>对夜间 NEE(即生态系统呼吸)进行插补,即

$$R_{eco} = ae^{bT_a} \quad (6)$$

式中  $a$ 、 $b$ ——拟合参数

$T_a$ ——空气温度,℃

随后,使用该模型估算白天 R<sub>eco</sub>,白天有效 GPP 由白天有效 NEE 与白天 R<sub>eco</sub> 的差值得到,根据 MONTEITH 的辐射使用效率理论,白天缺失的 GPP 可由非直角双曲模型模拟得到,公式为

$$GPP = \frac{1}{2\theta}(\alpha PAR + A_{max} - \sqrt{(\alpha PAR + A_{max})^2 - 4\alpha\theta A_{max} PAR}) \quad (7)$$

式中  $\theta$ ——光响应曲线曲率

$\alpha$ ——表观量子效率

PAR——光合有效辐射,μmol/(m<sup>2</sup>·s)

A<sub>max</sub>——生态系统最大净光合速率,μmol/(m<sup>2</sup>·s)

获取 30 min GPP 后,再进一步推算出 8 d GPP。

### 1.3.5 气象数据

气象数据来自中国气象科学数据共享服务网(<http://data.cma.cn>),包括江西省内共计 26 个气象站点。收集的气象数据包括逐日气温、降水量、相

对湿度、日照时数、风速等,数据时段为 2001—2020 年。太阳辐射由日照时数计算得到<sup>[31]</sup>。各站点气象数据年均值由逐日数据汇总求得,江西省各市气象数据由所在区域所有气象站点观测数据使用算术平均法求得。

### 1.4 模型精度评价

选取均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和决定系数(Determination coefficient, R<sup>2</sup>)对基于 SIF 的非线性模型估算 GPP、MOD17 GPP 和 GOSIF GPP 精度进行评价。

### 1.5 回归分析法

使用多元线性回归分析方程量化气象因素对稻田 GPP 年际变化的贡献程度。多元线性回归模型可表示为

$$Y = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_i X_i + \beta \quad (8)$$

式中  $Y$ ——稻田年 GPP

$X_1, X_2, \dots, X_i$ ——气象因素

$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_i$ ——多元线性回归方程变量的标准化系数

$\beta$ ——截距

不同气象因素对稻田年 GPP 的贡献可以表示为

$$\omega_i = \frac{\alpha_i}{\sum_{i=1}^n |\alpha_i|} \quad (9)$$

式中  $\omega_i$ ——第  $i$  个气象因素对稻田年 GPP 贡献率

$n$ ——样本总数

当  $\omega_i > 0$  时,表示气象因素  $i$  对稻田年 GPP 变化呈正贡献,反之则为负贡献。

## 2 结果与分析

### 2.1 基于 SIF 的稻田 GPP 模拟

对基于 SIF 的非线性模型估算 GPP (GPP\_SIFNL)、对应栅格 MOD17 GPP (GPP\_MOD17)、GOSIF GPP (GPP\_GOSIF) 与通量站点观测数据 (GPP\_EC) 进行对比分析。由图 2 可以看出,GPP\_SIFNL 与 GPP\_EC 具有显著线性相关关系,线性回归线在 1:1 线附近, RMSE、MAE 和 R<sup>2</sup> 分别为 2.15 g/(m<sup>2</sup>·d)、1.43 g/(m<sup>2</sup>·d) 和 0.767; GPP\_MOD17 与 GPP\_EC 相关程度较差, RMSE 和 MAE 明显升高,分别为 3.42 g/(m<sup>2</sup>·d) 和 2.40 g/(m<sup>2</sup>·d), R<sup>2</sup> 仅为 0.439; GPP\_GOSIF 与 GPP\_EC 尽管相关程度较高, R<sup>2</sup> 为 0.758, 但线性回归斜率明显高于 1, 表明 GPP\_GOSIF 相比实测值存在较大的低估。由于 SIF 包含了作物光合信息, 与稻田 GPP 相关程度更

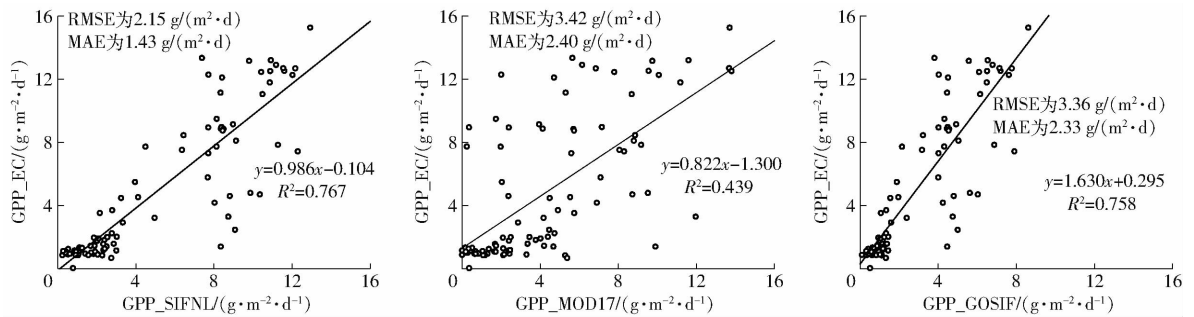


图2 GPP\_SIFNL、GPP\_MOD17、GPP\_GOSIF 与 GPP\_EC 相关分析

Fig. 2 Comparisons of GPP\_SIFNL, GPP\_MOD17 and GPP\_GOSIF with GPP\_EC

强, 尽管其栅格范围比 MOD17 更大, 但无论是 GPP\_SIFNL 还是 GPP\_GOSIF, 其与 GPP\_EC 的相关程度均优于 GPP\_MOD17。

通过比较 GPP\_SIFNL、GPP\_MOD17、GPP\_GOSIF 和 GPP\_EC 季节变化可以看出(图3), GPP\_SIFNL、GPP\_MOD17 和 GPP\_GOSIF 总体可以反映研究区稻田 GPP 的季节变化, 但无法有效捕捉早稻收获至晚稻播种期间的稻田 GPP。GPP\_MOD17 和 GPP\_GOSIF 在水稻生长季存在普遍的低估, 特别是在早稻期间。GPP\_SIFNL 在早稻收获至晚稻播种期间存在高估, 这可能与 SIF 数据较大的栅格有关。SIF 数据栅格尺寸为  $0.05^\circ$ , 反映了该区域稻田平均荧光强度, 而 EC 系统观测范围仅为百米; 在早稻收获和晚稻移栽交替时期, 由于我国南方稻田田块管理较为分散, 难以保证大范围稻田在短时间内全部收获或者移栽, 因而造成了两者的差异。此外, GPP\_SIFNL 可以更好模拟非水稻季稻田 GPP 特征。在年尺度上, 两年平均 GPP\_SIFNL 为  $1\ 852.1\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 较观测数据高估 3.6%; GPP\_MOD17 为  $1\ 598.4\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 较观测数据低估 10.6%; GPP\_GOSIF 为  $1\ 030.9\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 较观测数据低估 42.3%。可见本研究提出的基于 SIF 的稻田 GPP 估算模型可以更加准确地模拟研究区稻田 GPP。

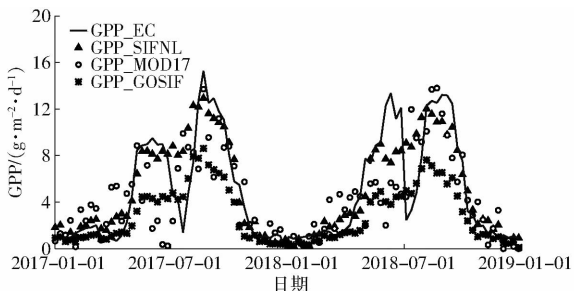


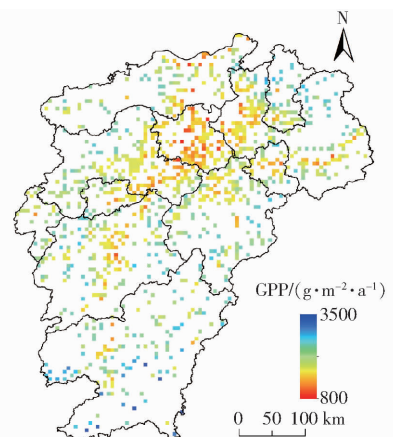
图3 GPP\_SIFNL、GPP\_MOD17、GPP\_GOSIF 与 GPP\_EC 季节变化比较

Fig. 3 Seasonal variations of GPP\_SIF, GPP\_MOD17, GPP\_GOSIF and GPP\_EC

## 2.2 江西省稻田 GPP 空间分布

基于本研究构建的模型和 GOSIF 数据, 模拟了

2001—2020 年江西省稻田 GPP。图 4 为 2001—2020 年江西省稻田多年平均 GPP 的空间分布。由图 4 可知, GPP 在江西省中北部最小, GPP 较大区域位于江西省南部和东北部, 这与叶许春等<sup>[32]</sup>和田振兴等<sup>[33]</sup>的结论一致。全省稻田 GPP 多年平均值为  $(2\ 082.8 \pm 143.2)\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 最大值为  $3\ 282.1\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 最小值为  $859.5\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。统计结果显示(图 5), 累积约 80.6% 区域 GPP 集中在  $1\ 500 \sim 2\ 500\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  之间, 4.4% 区域 GPP 小于  $1\ 500\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , GPP 大于  $2\ 500\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  区域占 15.0%。按行政区划来看(表 1), 南昌市稻田多年平均 GPP 最小, 为  $(1\ 637.6 \pm 116.8)\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 景德镇市和赣州市稻田多年平均 GPP 最大, 分别为  $(2\ 252.7 \pm 141.7)\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  和  $(2\ 393.1 \pm 171.6)\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 其余各市稻田多年平均 GPP 差异不大, 在  $2\ 000 \sim 2\ 200\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  之间。

图4 2001—2020 年江西省稻田年均 GPP 空间分布  
Fig. 4 Spatial distribution of annual average GPP during 2001—2020 in Jiangxi Province

## 2.3 江西省稻田 GPP 年际变化

2001—2020 年江西省稻田总初级生产力总体上呈上升趋势, 但年际间有波动(图 6)。趋势分析显示 2001—2020 年江西省稻田 GPP 年际变化趋势率为  $24.3\ \text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。从空间分布来看, 96.0% 区域线性回归斜率大于 0, 表明江西省绝大部分稻田 GPP 呈上升趋势。稻田 GPP 上升趋势最大的区域位

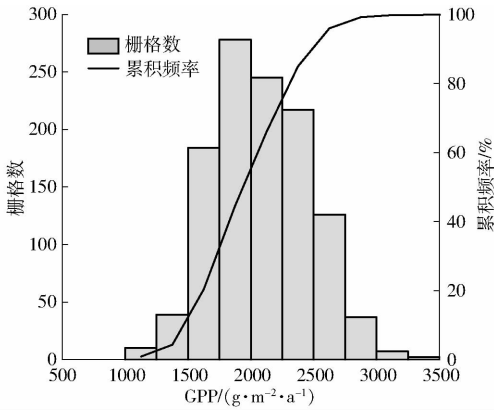


图5 2001—2020年江西省稻田年均GPP统计特征

Fig. 5 Statistic characteristics of annual average GPP in Jiangxi Province during 2001—2020

表1 江西省各市2001—2020年稻田GPP特征参数

Tab. 1 Characteristics of each city in Jiangxi Province

during 2001—2020		g/(m <sup>2</sup> ·a)	
城市	GPP 年均值	标准差	线性趋势率
南昌	1 637.6	116.8	18.2
赣州	2 393.1	171.6	29.0
宜春	2 006.8	133.1	22.3
吉安	2 129.3	162.9	27.8
上饶	2 045.3	152.6	25.7
抚州	2 161.2	162.2	27.4
九江	2 045.5	99.5	14.7
景德镇	2 252.7	141.7	23.6
萍乡	2 147.9	167.7	28.8
新余	1 998.3	126.7	21.0
鹰潭	2 004.0	153.6	25.7
全省	2 082.8	143.2	24.3

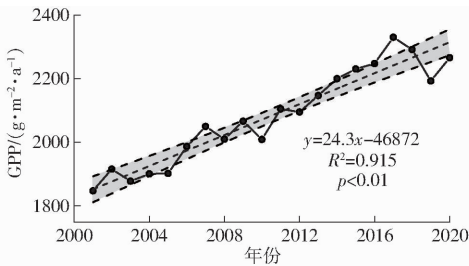
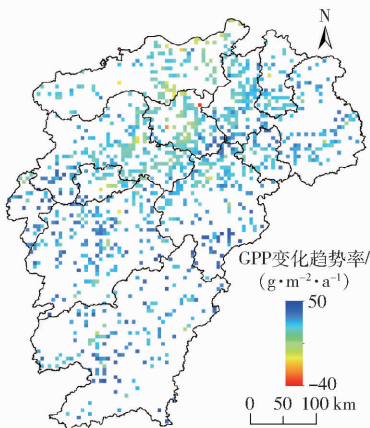


图6 2001—2020年江西省稻田GPP年际变化趋势及其空间分布

Fig. 6 Inter-annual trend of GPP in its spatial distribution in Jiangxi Province during 2001—2000



于江西省南部,主要包括萍乡市、抚州市、吉安市和赣州市,线性回归斜率为27.4~29.0 g/(m<sup>2</sup>·a);上升趋势最小甚至出现略微下降的区域主要分布在九江市和南昌市,这可能与水稻种植模式改变有关。近年来,随着农村劳动力外流,江西省双季稻田生产存在大量“双改单”的情况,在靠近鄱阳湖区部分稻田GPP呈现下降趋势,因此南昌市和九江市稻田GPP上升趋势最小(表1),分别为18.2、14.7 g/(m<sup>2</sup>·a)。

## 2.4 气象因素对稻田GPP年际变化的影响

图7为不同气象因素对江西省各市稻田GPP年际变化的贡献率。总体上,气温是影响稻田GPP年际变化最主要的气象因素,表现为正贡献。除鹰潭市和九江市外,气温对于其余各市稻田GPP正贡献均为最高,贡献率在28.3%~44.2%之间。降水量和相对湿度对稻田GPP年际变化的贡献有正有负,但影响程度较低。风速在大多数区域对稻田GPP起正贡献,其中在宜春市、新余市、鹰潭市、上饶市和赣州市正贡献较大,均在25%以上。太阳辐射总体上对稻田GPP起负贡献,其中在宜春市、九江市、萍乡市和新余市负贡献最大,分别为-28.6%、-37.0%、-39.3%和-27.5%。

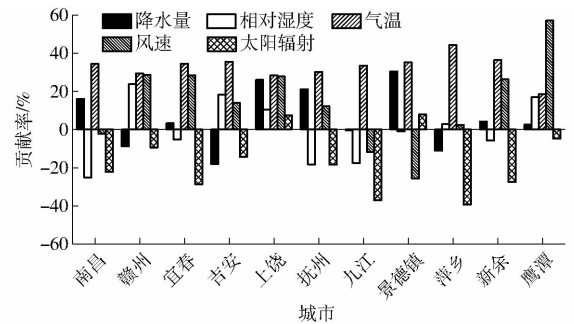


图7 江西省各市稻田GPP年际变化气象因素贡献率

Fig. 7 Contribution rate of different meteorological factors to inter-annual variations of rice GPP for each city of Jiangxi Province

## 3 讨论

本研究中基于SIF的非线性模型对水稻GPP的模拟精度明显高于MOD17 GPP和GOSIF GPP,基于该模型得到的江西省稻田多年平均GPP为(2 082.8 ± 143.2) g/(m<sup>2</sup>·a)。姚炳楠等<sup>[34]</sup>指出基于MOD17 GPP的鄱阳湖流域2000—2013年GPP平均值为1 361 g/(m<sup>2</sup>·a),其中农田GPP为1 000 g/(m<sup>2</sup>·a)左右。牛忠恩等<sup>[14]</sup>比较了VPM模型与MOD17 GPP在中国农田生态系统的表现,发现MOD17 GPP显著低于VPM模型,主要原因在于MOD17 GPP模型中的最大光能利用效率来自生物群落参照对照

表, 低于中国农业主产区作物的最大光能利用效率。此外, 常见的光能利用效率模型大多采用 EVI 估算 FPAR, 对于我国南方水稻种植区, 稻田覆盖较早达到闭合, EVI 更易达到饱和, 从而造成对稻田 GPP 的低估。GOSIF GPP 主要针对全球尺度, 在地区尺度上还存在不同程度的低估或者高估, 例如张心竹等<sup>[15]</sup>发现 GOSIF GPP 在我国山东禹城(冬小麦-夏玉米)明显低于通量站点观测数据, 月尺度 GPP 偏差可达  $-70.62 \text{ g/m}^2$ 。周敏<sup>[35]</sup>基于我国 8 个通量站点和 GOSIF 数据构建了不同植被类型下的 GPP 模型, 进而分析了全国 GPP 时空分布, 结果显示我国南方最大 GPP 为  $3500 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  左右, 同时指出基于 SIF 估算的 GPP 在  $110^\circ \sim 120^\circ \text{E}$  范围内(江西省所处区间)明显高于 EC-LUE 和 LUE-CI 产品。

气象因素是影响稻田 GPP 年际变化的重要因素。本研究获取的稻田 GPP 是基于水稻光合作用释放的 SIF 直接估算 GPP, 可以更加准确地反映气象因素对稻田 GPP 的真实影响。本文研究表明, 气温是影响江西省稻田 GPP 年际变化最主要的因素, 对稻田 GPP 的正贡献最为突出。这是因为气温对于作物光合作用促进作用最为明显, 这一结果与以往大多研究的结论一致<sup>[32]</sup>。由于江西省水分条件较为充足, 降水量和相对湿度通常能够满足水稻生长需水, 因而其对稻田 GPP 年际变化的贡献较弱; 风速在部分站点对稻田 GPP 年际变化具有正贡献, 可能是因为风速可以促进作物蒸散发, 引起水稻气孔开度增加, 从而促进水稻光合作用<sup>[36]</sup>。本研究发现太阳辐射对江西省绝大部分地区稻田 GPP 为负贡献, 这一结论与以往研究存在差异, 这可能与太阳辐射的组成(直接辐射和散射辐射)变化有关。过去几十年来, 我国绝大部分地区经历了全球变暗, 具体表现为太阳总辐射和直接辐射降低, 而散射辐射比例升高。相比直接辐射, 散射辐射可以深入冠层内部, 促进阴叶光合作用, 即“散射辐射施肥效应”<sup>[37-38]</sup>。研究表明, 散射辐射比例升高可以提高冠层光能利用效率( $\varepsilon_p$ )<sup>[39-40]</sup>, 由于散射辐射比例升高伴随着总辐射降低, 因而  $\varepsilon_p$  与 APAR 呈负相关关系(式(4)), 本文构建的模型考虑了这一影响。江西省本身辐射资源丰富, 水稻通常处于光饱和状态, 太阳辐射总量降低和散射辐射升高会导致稻田冠层 GPP 提高, 因此太阳辐射对稻田 GPP 为负贡献。然而, 以往部分 GPP 产品没有考虑散射辐射对 GPP 的影响, 通常认为太阳辐射与 GPP 呈正相关关系。例如叶许春等<sup>[32]</sup>基于 MOD17 GPP 分析发现长江流域 GPP 大多与日照时数呈正相关; 田振兴等<sup>[33]</sup>基于 MODIS GPP 数据发现鄱阳湖流域植被

GPP 与辐射呈正相关关系。近年来, 也有许多研究考虑散射辐射构建了双叶模型, 例如 DETC、双叶 LUE 模型等, 可以准确模拟散射辐射变化下的植被 GPP, 但该类模型需要多种环境因素(散射辐射、饱和水汽压差、气温、土壤含水率等)的额外输入, 相比基于 SIF 的模型参数更加复杂, 可能会引入额外误差。

然而, 本文基于 SIF 估算的稻田 GPP 仍然存在一定的误差。首先, 目前主要的在轨卫星不是专门用于探测 SIF 的, GOME-2 的空间分辨率较低( $40 \text{ km} \times 40 \text{ km}$ ), OCO-2 和 TanSat 虽然空间分辨率有所提高, 但是其采用了空间非连续的间断采样模式。本研究使用 GOSIF 数据的空间分辨率为  $0.05^\circ \times 0.05^\circ$ , 是目前分辨率较高的 SIF 产品, 然而我国南方稻田大多田块较小<sup>[41]</sup>, GOSIF 单个栅格中仍然存在空间异质性, 可能引起估算数据的误差。欧航局计划发射专门用于监测 SIF 的卫星 FLEX(推迟至 2025 年发射)<sup>[42]</sup>, 空间分辨率可达  $300 \text{ m} \times 300 \text{ m}$ , 可为未来高精度 SIF 数据反演提供更加可靠的原始数据。其次, 目前基于 SIF 构建的 GPP 估算模型还处在初步阶段, 大多模型是基于两者间的强相关性, 建立简单的线性模型, 适用范围有限。研究表明, SIF 与 GPP 的关系受多种因素的影响, 例如光照条件、温度<sup>[43]</sup>、干旱<sup>[44]</sup>等。本研究构建的模型虽然考虑了光照条件对 SIF 和 GPP 关系的影响, 但关于温度和干旱对水稻 SIF 和 GPP 关系的影响还没有统一的结论。因此, 未来有必要考虑环境因素对 SIF-GPP 关系的影响, 构建更具有普适性的 GPP 估算模型。此外, 随着相关监测数据的累积以及机器学习技术的快速发展, 以随机森林、XGBoost、ANN 等为代表的机器学习模型有望成为处理 SIF-GPP 的非线性关系的有效方法<sup>[45-46]</sup>。最后, 研究表明, 不同类型植被的 GPP 与 SIF 间关系存在差异, 以往研究指出在利用 SIF 数据估算 GPP 时, 至少应该明确 C3 和 C4 作物。例如, 周敏<sup>[35]</sup>区分 C3 和 C4 作物估算了中国 2001—2018 年的植被 GPP; 袁艳斌等<sup>[18]</sup>将土地覆盖类型划分为针叶林、常绿阔叶林、落叶阔叶林、灌木林、热带稀疏草原、耕地和草地 7 个类型, 结合不同土地类型通量站点数据, 估算了 2010 年全球 GPP 空间分布。本文默认水田为稻田, 但也有少量水田种植莲藕等湿地植物。尽管大多湿地植物与水稻同属 C3 作物, 其 GPP 与 SIF 间的关系仍可能与稻田存在差异。未来应进一步探究不同植被 GPP 与 SIF 的关系, 结合更高分辨率的 SIF 和土地利用数据, 提高 GPP 估算精度。

## 4 结论

(1) 基于 SIF 的非线性模型可以较好地模拟江西省稻田 GPP 的季节变化,但对早稻-晚稻交替期模拟结果较差。相比 GPP\_MOD17 和 GPP\_GOSIF, GPP\_SIFNL 与稻田实测 GPP 具有更好的线性关系。

(2) 2001—2020 年江西省稻田多年平均 GPP 为  $(2\ 082.8 \pm 143.2)$   $\text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ , 80.6% 稻田 GPP 集中在  $1\ 500 \sim 2\ 500$   $\text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$  之间; 稻田 GPP 空间分

布总体呈现北侧低、南侧高的特点,低值主要位于南昌市及其周边,高值位于赣州市和景德镇市。

(3) 2001—2020 年间江西省稻田 GPP 总体呈现波动上升趋势,趋势率为  $24.3$   $\text{g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。空间上,96.0% 区域稻田 GPP 呈显著上升趋势,少量存在下降趋势的区域主要位于南昌市和九江市。

(4) 气温是影响江西省稻田 GPP 年际变化的最主要因素,太阳辐射对稻田 GPP 为负贡献,风速在部分区域对稻田 GPP 为正贡献,降水量和相对湿度对稻田 GPP 年际变化的影响最弱。

## 参 考 文 献

- [1] 张权. 华北平原冬小麦-夏玉米轮作农田碳平衡特征及控制因素研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.  
ZHANG Quan. Carbon balance characteristic and its controlling factors in a winter wheat - summer maize rotation cropland over the North China Plain[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014. (in Chinese)
- [2] LIU B, CUI Y, TAN J, et al. CO<sub>2</sub> fluxes over two paddy fields with different management practices in Southern China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 310: 108650.
- [3] JEONG S, KO J, KANG M, et al. Geographical variations in gross primary production and evapotranspiration of paddy rice in the Korean Peninsula[J]. Science of the Total Environment, 2020, 714: 136632.
- [4] 刘博,汪文超,崔远来,等. 基于水碳通量耦合的长江中下游稻田蒸散发组分分解[J]. 农业工程学报, 2021, 37(24): 94 - 101.  
LIU Bo, WANG Wenchao, CUI Yuanlai, et al. Partitioning evapotranspiration using the water-carbon flux coupling in a paddy field in the middle and lower reaches of the Yangtze River in China[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(24): 94 - 101. (in Chinese)
- [5] 赵晶晶,刘良云,徐自为,等. 华北平原冬小麦总初级生产力的遥感监测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(增刊1): 346 - 351.  
ZHAO Jingjing, LIU Liangyun, XU Ziwei, et al. Monitoring winter wheat GPP in Huabei Plain using remote sensing and flux tower[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(Supp. 1): 346 - 351. (in Chinese)
- [6] XIN F, XIAO X, ZHAO B, et al. Modeling gross primary production of paddy rice cropland through analyses of data from CO<sub>2</sub> eddy flux tower sites and MODIS images[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 190: 42 - 55.
- [7] LIU B, CUI Y, LUO Y, et al. Energy partitioning and evapotranspiration over a rotated paddy field in Southern China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 276 - 277: 107626.
- [8] 吴江梅,天泽众,张海洋,等. 农田生态系统碳通量遥感估算方法研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 224 - 231.  
WU Jiangmei, TIAN Zezhong, ZHANG Haiyang, et al. Remote sensing estimation method of carbon flux in farmland ecosystem [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp. 1): 224 - 231. (in Chinese)
- [9] LLOYD J, TAYLOR J A. On the temperature dependence of soil respiration[J]. Functional Ecology, 1994, 8(3): 315 - 323.
- [10] HEINSCH F A, REEVES M, VOTAVA P, et al. User's guide: GPP and NPP (MOD17A2/A3) products, NASA MODIS land algorithm[Z]. The University of Montana, Missoula, 2003.
- [11] 林尚荣,李静,柳钦火. 陆地总初级生产力遥感估算精度分析[J]. 遥感学报, 2018, 22(2): 234 - 252.  
LIN Shangrong, LI Jing, LIU Qinhuo. Overview on estimation accuracy of gross primary productivity with remote sensing method[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(2): 234 - 252. (in Chinese)
- [12] 刘丹,姚俊萌,林志坚,等. 基于遥感作物模型的江西省早稻净初级生产力时空变化及长势评价[J]. 江西农业科学, 2023, 35(3): 30 - 36.  
LIU Dan, YAO Junmeng, LIN Zhijian, et al. Spatio-temporal variation characteristics of early rice net primary productivity and growth evaluation in Jiangxi Province based on remote sensing crop model[J]. Acta Agriculture Jiangxi, 2023, 35(3): 30 - 36. (in Chinese)
- [13] 钱娅,郭建茂,李羚,等. 基于 MODIS 数据的三种模型对区域玉米生产力的估算效果[J]. 中国农业气象, 2021, 42(4): 297 - 306.  
QIAN Ya, GUO Jianmao, LI Ling, et al. Estimation effect of three models based on MODIS data on regional maize productivity [J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2021, 42(4): 297 - 306. (in Chinese)
- [14] 牛忠恩,闫慧敏,陈静清,等. 基于 VPM 与 MOD17 产品的中国农田生态系统总初级生产力估算比较[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4): 191 - 198.  
NIU Zhongen, YAN Huimin, CHEN Jingqing, et al. Comparison of crop gross primary productivity estimated with VPM model and MOD17 product in field ecosystem of China[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(4): 191 - 198. (in Chinese)



- [15] 张心竹,王鹤松,延昊,等. 2001—2018年中国总初级生产力时空变化的遥感研究[J]. 生态学报, 2021, 41(16): 6351—6362.  
ZHANG Xinzhu, WANG Hesong, YAN Hao, et al. Analysis of spatio-temporal changes of gross primary productivity in China from 2001 to 2018 based on remote sensing[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(16): 6351—6362. (in Chinese)
- [16] 曹玉娟,宋振华,武志涛,等. 不同数据集的1982—2017年中国总初级生产力的时空动态[J]. 应用生态学报, 2022, 33(10): 2644—2652.  
CAO Yujuan, SONG Zhenhua, WU Zhitao, et al. Spatio-temporal dynamics of gross primary productivity in China from 1982 to 2017 based on different datasets[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(10): 2644—2652. (in Chinese)
- [17] YUAN W, LIU S, YU G, et al. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114: 1416—1431.
- [18] 袁艳斌,张城芳,黄鹏,等. 基于日光诱导叶绿素荧光的陆地总初级生产力估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 183—191.  
YUAN Yanbin, ZHANG Chengfang, HUANG Peng, et al. Estimation of global terrestrial gross primary productivity based on solar-induced chlorophyll fluorescence[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 183—191. (in Chinese)
- [19] 王雅楠,韦瑾,汤旭光,等. 应用叶绿素荧光估算植被总初级生产力研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 975—989.  
WANG Ya'nan, WEI Jin, TANG Xuguang, et al. Progress of using the chlorophyll fluorescence to estimate terrestrial gross primary production[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 975—989. (in Chinese)
- [20] 董恒,郭宏,袁艳斌. 基于日光诱导叶绿素荧光的陆地生态系统GPP估算研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 205—211.  
DONG Heng, GUO Hong, YUAN Yanbin. Estimation of terrestrial ecosystem GPP based on sun-induced chlorophyll fluorescence[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 205—211. (in Chinese)
- [21] WAGLE P, ZHANG Y, JIN C, et al. Comparison of solar-induced chlorophyll fluorescence, light-use efficiency, and process-based GPP models in maize[J]. Ecological Applications, 2016, 26(4): 1211—1222.
- [22] 李月,孙政国. 基于叶绿素荧光遥感监测的蒙古高原草地生产力时空动态分析[J]. 江苏农业科学, 2021, 49(13): 219—226.  
LI Yue, SUN Zhengguo. Temporal and spatial dynamic analysis of grassland productivity in Mongolian Plateau based on chlorophyll fluorescence remote sensing monitoring[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2021, 49(13): 219—226. (in Chinese)
- [23] CHEN J, LIU X, DU S, et al. Integrating SIF and clearness index to improve maize GPP estimation using continuous tower-based observations[J]. Sensors, 2020, 20(9): 2493.
- [24] WEI X, WANG X, WEI W, et al. Use of sun-induced chlorophyll fluorescence obtained by OCO-2 and GOME-2 for GPP estimates of the Heihe River Basin, China[J]. Remote Sensing, 2018, 10(12): 2039—2049.
- [25] LI X, XIAO J. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 517.
- [26] 国家统计局. 中国统计年鉴2023[M]. 北京: 中国统计出版社, 2024.
- [27] WANG J, LU S, WANG W, et al. Estimating vegetation productivity of urban regions using sun-induced chlorophyll fluorescence data derived from the OCO-2 satellite[J]. Physics and Chemistry of the Earth, 2019, 114: 102783.
- [28] DAMM A, GUANTER L, PAUL-LIMOGES E, et al. Far-red sun-induced chlorophyll fluorescence shows ecosystem-specific relationships to gross primary production; an assessment based on observational and modeling approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 166: 91—105.
- [29] GILMANOV T G, VERMA S B, SIMS P L, et al. Gross primary production and light response parameters of four Southern Plains ecosystems estimated using long-term CO<sub>2</sub>-flux tower measurements[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2003, 17(2): 1071.
- [30] 徐新良,刘纪远,张树文,等. 资源环境科学数据注册与出版系统[EB/OL]. 2018. DOI:10.12078/2018070201.
- [31] 蔡甲冰,刘钰,雷廷武,等. 根据天气预报估算参照腾发量[J]. 农业工程学报, 2005, 21(11): 11—15.  
CAI Jiabing, LIU Yu, LEI Tingwu, et al. Daily reference evapotranspiration estimation from weather forecast messages[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(11): 11—15. (in Chinese)
- [32] 叶许春,杨晓霞,刘福红,等. 长江流域陆地植被总初级生产力时空变化特征及其气候驱动因子[J]. 生态学报, 2021, 41(17): 6949—6959.  
YE Xuchun, YANG Xiaoxia, LIU Fuhong, et al. Spatio-temporal variations of land vegetation gross primary production in the Yangtze River Basin and correlation with meteorological factors[J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(17): 6949—6959. (in Chinese)
- [33] 田振兴,咎梅,汪进欣. 基于MODIS遥感数据的鄱阳湖流域生态系统生产力变化研究[J]. 生态环境学报, 2018, 27(10): 1933—1942.  
TIAN Zhenxing, ZAN Mei, WANG Jinxin. Studies on temporal and spatial variations of ecosystem productivity in Poyang Lake Basin based on MODIS data[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2018, 27(10): 1933—1942. (in Chinese)

- [34] 姚炳楠, 陈报章, 车明亮. 鄱阳湖流域植被总初级生产力时空变化特征及其气候驱动因子分析[J]. 植物学报, 2016, 51(5): 639–649.  
YAO Bingnan, CHEN Baozhang, CHE Mingliang. Spatial-temporal change of gross primary productivity in the Poyang Lake Basin from 2000 to 2013 and correlation with meteorologic factors[J]. Chinese Bulletin of Botany, 2016, 51(5): 639–649. (in Chinese)
- [35] 周敏. 基于叶绿素荧光的我国植被总初级生产力估算[D]. 兰州: 西北师范大学, 2021.  
ZHOU Min. Estimation of gross primary production using sun-induced chlorophyll fluorescence in China[D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2021. (in Chinese)
- [36] LIU B, CUI Y, SHI Y, et al. Comparison of evapotranspiration measurements between eddy covariance and lysimeters in paddy fields under alternate wetting and drying irrigation[J]. Paddy and Water Environment, 2017, 17: 725–739.
- [37] 万家鸣, 律江, 石云, 等. 散射辐射对杨树人工林生态系统总初级生产力的影响[J]. 林业科学, 2023, 59(5): 1–10.  
WAN Jiaming, LÜ Jiang, SHI Yun, et al. Effects of diffuse radiation on the gross primary productivity of a polar plantation [J]. Science Silvae Sinicae, 2023, 59(5): 1–10. (in Chinese)
- [38] 刘秀位, 张小雨, 张喜英. 大气气溶胶增加对作物的影响研究进展[J]. 生态学报, 2016, 36(7): 2084–2090.  
LIU Xiwei, ZHANG Xiaoyu, ZHANG Xiying. A review of the research on crop responses to the increase in aerial aerosol[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(7): 2084–2090. (in Chinese)
- [39] 史俊丽. 全球变暗背景下散射辐射比例增加对水稻光能利用率的影响[D]. 南京: 南京农业大学, 2019.  
SHI Junli. Impacts of increased diffuse radiation fraction on radiation use efficiency in rice under global dimming[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [40] 刘博, 侯佳佳, 时元智, 等. 散射辐射对鄱阳湖平原典型稻田总初级生产力的影响[J]. 农业机械学报, 2024, 55(5): 334–343, 378.  
LIU Bo, HOU Jiajia, SHI Yuanzhi, et al. Effects of diffuse radiation on gross primary production of typical paddy field in Poyang Lake Plain[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 334–343, 378. (in Chinese)
- [41] CAO J, CAI X, TAN J, et al. Mapping paddy rice using Landsat time series data in the Ganfu Plain irrigation system, Southern China, from 1988–2017[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 43(4): 1556–1576.
- [42] DU S, LIU X, CHEN J, et al. Prospects for solar-induced chlorophyll fluorescence remote sensing from the SIFIS payload onboard the TECIS-1 Satellite[J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 4:1–9.
- [43] 陈冀岱. 环境因素对 SIF 和 GPP 关系的影响研究[D]. 北京: 中国科学院空天信息创新研究院, 2022.  
CHEN Jidai. Effects of environmental factors on the relationship between SIF and GPP[D]. Beijing: Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, 2022. (in Chinese)
- [44] 曹银轩. 基于日光诱导叶绿素荧光的黄土高原干旱监测研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2022.  
CAO Yinxuan. Drought monitoring in the Loess Plateau based on solar-induced chlorophyll fluorescence[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2022. (in Chinese)
- [45] 齐建东, 黄俊尧. 基于深度学习的草地生态系统净碳交换模拟[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 152–161.  
QI Jiandong, HUANG Junyao. Simulation of NEE in grassland ecosystems based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 152–161. (in Chinese)
- [46] YAO Y, LI Z, WANG T, et al. A new estimation of China's net ecosystem productivity based on eddy covariance measurements and a model tree ensemble approach[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 253–254: 84–93.