

DOI: 10.5846/stxb202010302781

张心竹,王鹤松,延昊,艾金龙.2001—2018 年中国总初级生产力时空变化的遥感研究.生态学报,2021,41(16):6351-6362.

Zhang X Z, Wang H S, Yan H, Ai J L. Analysis of spatio-temporal changes of gross primary productivity in China from 2001 to 2018 based on Remote Sensing. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(16): 6351-6362.

2001—2018 年中国总初级生产力时空变化的遥感研究

张心竹¹, 王鹤松^{2,*}, 延昊³, 艾金龙⁴

1 北京林业大学林学院, 北京 100083

2 北京林业大学生态与自然保护学院, 北京 100083

3 国家气象中心, 北京 100081

4 益阳职业技术学院, 生物与信息工程系, 益阳 413049

摘要:总初级生产力(GPP)是绿色植被吸收大气中 CO₂ 进行光合作用生产的有机质,是陆地生态系统碳循环研究的一个关键参数。利用遥感数据和气象数据驱动的双叶光能利用率 DTEC 模型计算了 2001—2018 年中国逐月 GPP,并结合日光诱导叶绿素荧光(SIF)反演的 GOSIF GPP 数据集,分析了中国陆地生态系统 2001—2018 年 GPP 的时空变化特征。结果表明:(1)GOSIF 和 DTEC 模拟的中国多年 GPP 平均值分别为 7.23 Pg C 和 6.93 Pg C,在空间分布上呈现东南部高西北部低的特征;(2)2001—2018 年,中国 GPP 呈显著增长($P<0.01$),年增长幅度分别为 0.094 PgC/a(GOSIF)和 0.073 PgC/a(DTEC)。而已有研究估计的中国 GPP 年增长幅度约为 0.02—0.057 PgC/a,低估了 GPP 增长趋势。(3)在中国通量网 6 个通量站的 GPP 验证表明,两种模型精度高、表现好,都能较好地模拟观测站的 GPP 季节变化。(4)GOSIF GPP 的精度优于 DTEC GPP 模型,这可能是由于 SIF 与 GPP 存在直接机理联系。GOSIF GPP 算法能客观地反映植被生产力状况,而 DTEC 模型更适合自然条件下植被生产力的模拟。
关键词:总初级生产力;日光诱导叶绿素荧光;双叶光能利用率模型;通量观测;时空变化

Analysis of spatio-temporal changes of gross primary productivity in China from 2001 to 2018 based on Remote Sensing

ZHANG Xinzhu¹, WANG Hesong^{2,*}, YAN Hao³, AI Jinlong⁴

1 College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 College of Ecology and Nature Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

3 National Meteorological Center, Beijing 100081, China

4 Department of Biology and Information Engineering, Yiyang Vocational and Technical College, Yiyang 413049, China

Abstract: Gross primary productivity (GPP) of vegetation, which is the total organic matter produced by green plants through absorbing atmospheric CO₂ for photosynthesis, is a key parameter for carbon cycle studies in terrestrial ecosystems. Accurate quantification of GPP is a research hotspot in the field of earth system science, and GPP has been extensively explored in China using a big leaf remote sensing light use efficiency model. In this paper, we calculated the month by month GPP in China from 2001 to 2018 using a diffuse-fraction-based two-leaf light use efficiency model (DTEC) driven by remote sensing data and meteorological data, and analyzed the spatio-temporal characteristics of GPP during 2001—2018 by combining the GOSIF GPP dataset derived from a new global OCO-2-based solar-induced chlorophyll fluorescence dataset (GOSIF). The results show that (1) the multi-year average GPP in China, simulated by GOSIF and DTEC, was 7.23 Pg C and 6.93 Pg C respectively, which featured higher values in the southeast regions and lower values in the northwest regions.

基金项目:国家自然科学基金项目(41571327,31770765);湖南省自然科学基金青年基金项目(2020JJ5557)

收稿日期:2020-10-30; **网络出版日期:**2021-05-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wanghs@bjfu.edu.cn

(2) From 2001 to 2018, it showed a significant overall increase in GPP ($P < 0.01$) estimated by GOSIF and DTEC model with annual increase trend of 0.094 PgC/a and 0.073 PgC/a, respectively. Among them, the growth rate of GPP in the southeast and southwest regions is the largest, followed by the large and small Xing'an Mountains in the northeast, and the annual GPP in the northwest and the Qinghai Tibet Plateau shows a slight upward trend, and some areas showed a downward trend. Whereas the annual GPP growth rate in China has been estimated from previous studies to be 0.02—0.057 PgC/a, which may underestimate the growth trend of China's GPP. (3) The evaluation of GPP at six flux stations of the China flux network showed that the two models had high accuracy and good performance, as well as could simulate the seasonal variations in the observed GPP. The two models perform best in the forest site. (4) The accuracy of GOSIF GPP was higher than that of DTEC GPP model, which may be due to the direct mechanistic link between the SIF information and GPP adopted by GOSIF GPP model. The GOSIF GPP algorithm can objectively reflect the vegetation productivity status, while the DTEC model is more suitable for the simulation of vegetation productivity under natural conditions. Using various types of GPP models to carry out large-scale GPP research can reduce the uncertainty of terrestrial ecosystems carbon cycle research.

Key Words: GPP; SIF; DTEC model; spatial-temporal variation; flux observation

植被总初级生产力 GPP (Gross Primary Production) 是绿色植物通过光合作用吸收大气 CO_2 制造的有机物总量, 驱动着大气 CO_2 含量的季节和年际变化, 体现了陆地生态系统在自然条件下的生产能力^[1], 在全球碳循环中扮演着重要角色^[2]。陆地生态系统在全球碳循环中作为一个主要的碳汇, 能抵消大量的人为碳排放, 所以准确量化 GPP 对生态系统功能评估和碳平衡研究至关重要, 这已成为地球系统科学领域的研究热点^[3]。

量化 GPP 的主要方法有地面观测和模型模拟两种。地面观测法多采用涡度相关技术, 通过仪器直接获得相关源区的碳通量, 经处理后得到 GPP^[4]。由于通量站点数量少, 分布稀疏, 所以地面观测数据常用于 GPP 模型的验证分析^[5]。在区域乃至全球尺度上, 生态系统过程模型和光能利用率模型是模拟 GPP 的有效方法^[6]。过程模型考虑植物生理生态过程, 理论意义强, 并且能够模拟未来生产力变化。然而过程模型拥有不足, 其结构复杂, 包含大量理想化假设, 所需参数较多, 尤其是在大尺度应用上, 模型精度受到一定影响^[7]。

由于卫星遥感技术可以稳定、持续地获取植被的大尺度空间动态变化信息^[8], 多种遥感植被数据被广泛用于植被生产力估算。基于一层大叶模型假设的光能利用率 (LUE) 理论, 建立了大量遥感光能利用率模型, 如 MODIS GPP 标准产品、VPM 模型、EC-LUE 模型等^[9-11]。但不同模型对植被光能利用率的参数化方案存在较大差异。如 MODIS GPP 存在一定程度的低估, 尤其是在农田地区, 与其算法中没有区分 C3、C4 植物的最大光能利用率参数有关^[5,12]。为此, Yan^[13] 提出了区分 C3、C4 植物光能利用率的 TEC 模型。由于植物冠层对散射辐射较直射辐射具有更高的光能利用率, He^[14] 提出了区分阴生叶和阳生叶的双叶光能利用率模型。Yan^[15] 进一步提出改进的双叶光能利用率模型 (DTEC), 考虑了直接辐射和散射辐射及 C3 和 C4 植物差异的影响。

日光诱导叶绿素荧光 (solar-induced chlorophyll fluorescence, SIF) 是绿色植物在自然光照下吸收太阳能进行光合作用时重新释放的红光和近红外光子, 是植被瞬时光合作用活动的理想探针, 在植物生长监测中有着巨大的应用潜力^[16]。大量研究表明 SIF 与通量站点 GPP 显著正相关^[17-18]。近年来, GOSAT、OCO-2、GOME-2 等卫星均能反演植被 SIF 信息, 为大尺度植被 GPP 研究带来了新的思路和方法^[19-20]。但 SIF 卫星数据分辨率较粗, 对 GPP 的大尺度模拟和验证造成了困难。为解决这一问题, Li 和 Xiao^[21] 基于 OCO-2 SIF 和气象数据使用立方体集成法 (Cubist), 开发了时间分辨率为 8 d, 空间分辨率为 0.05° 的全球 SIF 数据集 (GOSIF)。

应用各种大叶遥感光能利用率模型在中国已开展了大量研究, 在 GPP 年际变化方面存在较大差异^[6,22-26], 而采用双叶遥感 GPP 模型和基于日光诱导叶绿素荧光 SIF 的 GPP 数据集的中国区域研究还很少。为了更好地准确量化和分析中国区域植被 GPP 时空动态, 本文使用 GOSIF-GPP 和 DTEC-GPP 对中国 2001

至 2018 年 GPP 进行模拟,着重研究:(1)中国陆地生态系统总初级生产力的时空格局及年际变化;(2)采用中国通量网的 6 个通量站点开展 GPP 模型验证实验;(3)比较两种模型 GPP 的差异。

1 材料与方法

1.1 GOSIF-GPP 产品

Li 和 Xiao^[27] 基于 GOSIF 数据和通量站观测 GPP 建立起八种不同植被类型的由 SIF 反演 GPP 的统计模型,进而由 GOSIF 数据反演得到 2001—2018 年全球 GPP 数据集。本研究使用的是 2001—2018 年中国区域的 GOSIF GPP 月尺度产品(<http://globalecology.unh.edu>)。

1.2 DTEC-GPP 模型

DTEC 模型是气象和遥感数据驱动的双叶光能利用率模型,区分了阴生叶、阳生叶对 GPP 的贡献和直射辐射、散射辐射影响^[14],并采用了一个改进的水分胁迫系数^[13],模型主要结构如下:

$$GPP = (\varepsilon_{msu} \times APAR_{sun} + \varepsilon_{msh} \times APAR_{shd}) \times W_e \times T_e \quad (1)$$

式中, ε_{msu} 和 ε_{msh} 分别是阳生叶和阴生叶的最大光能利用率, $APAR_{sun}$ 和 $APAR_{shd}$ 分别是被阳生叶和阴生叶吸收的光合有效辐射^[14], W_e 和 T_e 分别是水分和温度胁迫因子。对于 C3 植物: $\varepsilon_{msh} = 3.78 \times D_f^{1.8}$, $\varepsilon_{msu} = 1.67 \text{ gC/MJ}$ 。对于 C4 植物: $\varepsilon_{msh} = 5.78 \times D_f^{1.8}$, $\varepsilon_{msu} = 2.56 \text{ gC/MJ}$ 。

$$APAR_{sun} = \left[PAR_{dir} \times \frac{\cos(\beta)}{\cos(\theta)} + \frac{PAR_{dif} - PAR_{dif,u}}{LAI} + C \right] \times LAI_{sun} \quad (2)$$

$$APAR_{shd} = \left[\frac{PAR_{dif} - PAR_{dif,u}}{LAI} + C \right] \times LAI_{shd} \quad (3)$$

$$LAI_{sun} = 2 \times \cos(\theta) \times \left[1 - \exp(-0.5 \times \Omega \times \frac{LAI}{\cos(\theta)}) \right] \quad (4)$$

$$LAI_{shd} = LAI - LAI_{sun} \quad (5)$$

$$PAR_{dif} = PAR \times D_f \quad (6)$$

式中, PAR_{dir} 和 PAR_{dif} 分别是直射光合有效辐射和散射光合有效辐射, LAI_{sun} 和 LAI_{shd} 分别是阳生叶和阴生叶的叶面积指数, PAR 是光合有效辐射, D_f 是散射比^[15],其余参数的含义及计算方法见文献^[15]。

水分胁迫因子 W_e 的定义来自于 TEC 模型^[13]:

$$W_e = E / E_{PT} \quad (7)$$

式中, E_{PT} 是潜在蒸发散^[28], E 是实际蒸散^[29]。

1.3 气象数据

驱动 DTEC-GPP 模型的气象因子包括空气温度、水汽压、空气相对湿度、降水量、风速和日照时数。本研究使用了来自于国家气象信息中心(<http://data.cma.cn>)的中国区域 2000 个高密度台站 2001—2018 年的月气象数据,采用反距离加权(IDW)插值方法将 2000 个台站的气象数据插值到 $0.05 \times 0.05^\circ$ 的空间分辨率。并根据联合国粮食及农业组织(FAO)的方法^[30]由日照时数等气象数据计算出月地表总辐射和净辐射。

1.4 遥感数据

驱动 DTEC-GPP 模型的 LAI 遥感数据来自于 MOD15A2H LAI/FPAR 产品(<https://lpdaac.usgs.gov/products/mod15a2hv006/>),这是 Terra 卫星上搭载的中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据反演的植被参数产品,时间分辨率是 8d,空间分辨率是 500 m。本文将通过质量控制后的 LAI 数据重采样到月尺度 5 km 空间分辨率,与月尺度的气象数据结合驱动 DTEC GPP 模型。

1.5 涡度通量数据

涡度协方差(EC)方法可以测量陆地生态系统和大气之间的 CO_2 、水和能量通量,因此 EC 观测结果常被

用于评估各种 GPP 模型^[4]。本文用来验证 GPP 的通量数据来自于中国通量网(<http://chinaflux.org>)提供的六个通量站的 GPP 数据,包括森林、草地、农田三种生态系统类型,具体站点信息见表 1^[31]。

表 1 中国通量网六个站点的简要信息

Table 1 The brief description of six flux sites of Chinaflux

站点名称 Site name	缩写 Abbreviation	数据年份 Year	经度/(E) Latitude	纬度/(N) Longitude	海拔/m Altitude	植被类型 Biome type	优势种 Dominant species
长白山站	CBS	2003—2008	128°05'45"	42°24'9"	738	温带针阔混交林	红松、椴树
千烟州站	QYZ	2003—2008	115°03'29.2"	26°44'29.1"	100	亚热带常绿针叶林	马尾松、湿地松
海北站	HB	2003—2008	101°19'52"	37°39'55"	3358	高寒金露梅灌丛草甸	金露梅、矮蓼草
当雄站	DX	2004—2008	91°03'58.90"	30°29'50.21"	4333	草原化高寒草甸	高山蓼草
内蒙古站	NMG	2004—2008	116°24'14.4"	43°19'31.8"	1200	温带羊草草原	羊草、冰草
禹城站	YC	2003—2008	116°34'12.72"	36°49'44.4"	28	农田	冬小麦、夏玉米

1.6 研究方法

对 2001—2018 年的 DTEC 和 GOSIF GPP 年数据,进行时空变化分析。采用一元线性回归法在全国尺度和象元尺度分析 18 年间 GPP 值的趋势倾向率,具体采用线性拟合方程($y=k \times x+b$)的斜率 k 表征 18 年间 GPP 的变化趋势和幅度。 $k>0$ 表示 GPP 为增长趋势; $k<0$ 表示 GPP 为减小趋势。

采用六个通量站观测的 GPP 数据对 DTEC 和 GOSIF 估计的 GPP 进行了月尺度验证,使用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和偏差(Bias)进行精度评估。

2 结果

2.1 GPP 模拟验证

图 1 显示 DTEC 模型和 GOSIF 模型都能较好模拟通量站点 GPP 的季节动态。在长白山站点,DTEC 和 GOSIF 模型表现十分优异,有与站点 GPP 几乎相同的季节动态。在千烟州站,二者在冬季均有一定程度的低估,这可能是由于千烟州站地面异质性大,空间代表性不佳。在当雄和海北草地站点上,两种 GPP 模型在夏季生长季都存在高估,尤其是 GOSIF GPP,Xiao 和 Li^[27]也指出 GOSIF GPP 在生产力偏低的地区存在一定程度的高估。禹城农田站由于种植冬小麦和夏玉米,一年有两个生长高峰,DTEC 和 GOSIF 模型均能捕捉到两个生长高峰但同时也均存在低估。值得注意的是,遥感象元数据与地面通量塔观测数据存在尺度差异,而且地面的高异质性也会使通量站数据的代表性较差,这都会影响验证效果。

对两种 GPP 模拟结果的验证统计见表 2,GPP 模拟精度随着通量站点和生态系统类型变化。在森林站点的验证结果最好, R^2 为 0.88—0.95。在草地站点中,海北站、当雄站的精度较高, R^2 为 0.83—0.91,而内蒙古站 R^2 较低,小于 0.6。在农田站点,GOSIF 的 R^2 明显高于 DTEC,但两者的 RMSE 和 Bias 均相对较大,存在明显低估。GOSIF GPP 在 3 个草地站均存在高估,在森林站和农田存在低估,而 DTEC GPP 仅在当雄站高估,在其余 5 个站点均为低估。此外,在各个站点 GOSIF GPP 精度略高于 DTEC GPP。

所有站点的总体验证结果(图 2)表明,GOSIF GPP 的精度($R^2=0.78$; RMSE = 54.67 gC m⁻²月⁻¹; Bias = -5.15 gC m⁻²月⁻¹)略好于 DTEC 模型($R^2=0.74$; RMSE = 66.07 gC m⁻²月⁻¹; bias = -30.35 gC m⁻²月⁻¹),DTEC 低估程度更大。王克清^[32]在与本文相同的六个通量站点处对两种 GPP 模型进行验证, R^2 分别在 0.72—0.89 与 0.67—0.94 之间。Jia 等人^[33]在 8 个草地站点对 8 个模型进行验证, R^2 在 0.64—0.89 之间。Li^[24]在中国 32 个站点对 EC-LUE 模型进行验证,C3 站点和 C4 站点的 R^2 分别为 0.79 和 0.62。与上述研究相比,本文的两种模型精度与之相近。

2.2 中国主要生态系统类型的 GPP 年际变化特征

2001—2018 年主要生态系统类型 GPP 年值变化曲线见图 3。GOSIF GPP 和 DTEC GPP 模拟的不同生态

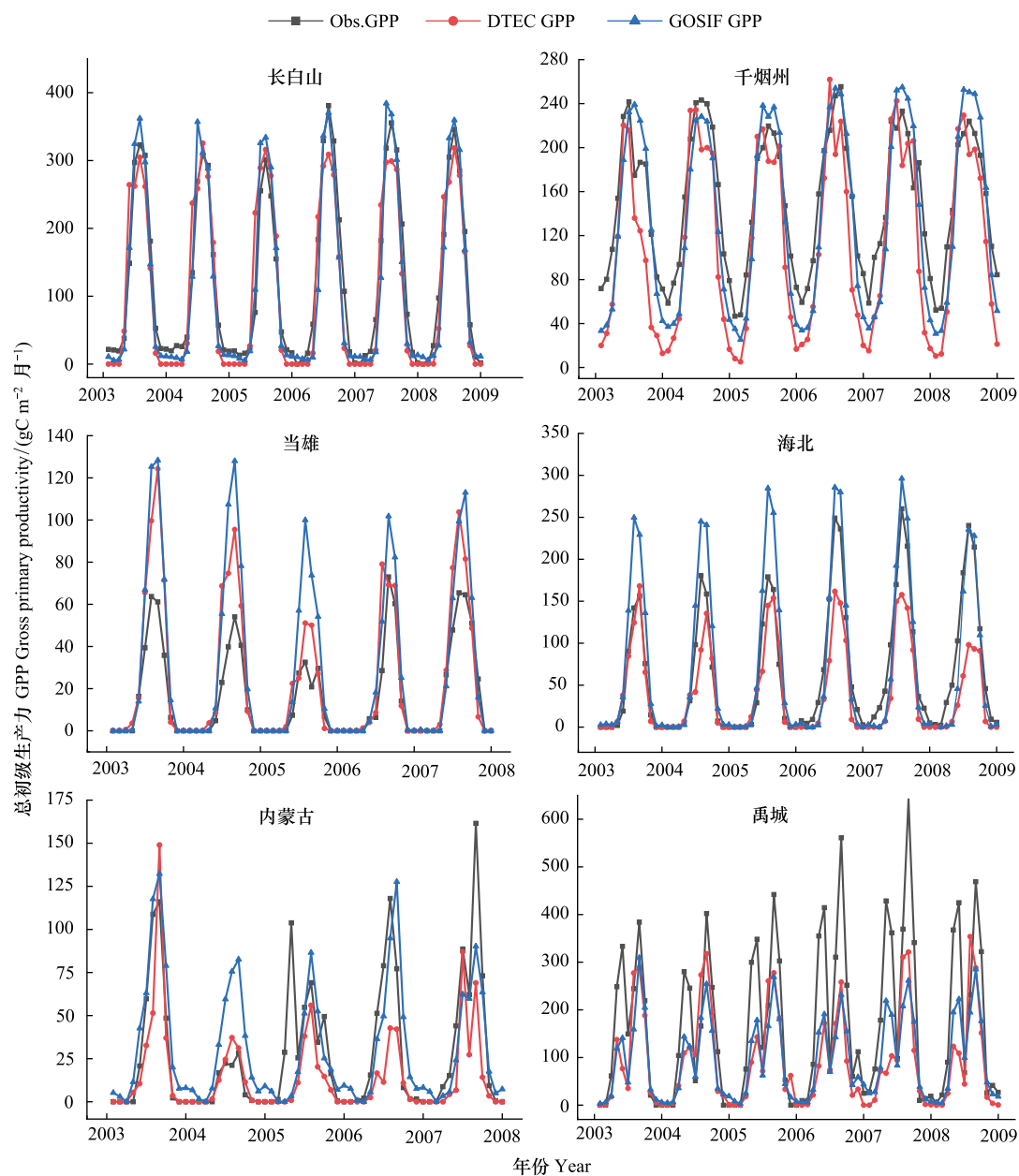


图 1 月尺度上模拟的 GOSIF GPP、DTEC GPP 和通量观测 GPP 的季节动态

Fig.1 Seasonal variations of monthly estimated GOSIF GPP, DTEC GPP and flux tower-observed GPP at six flux tower sites

GPP: 总初级生产 Gross primary productivity

系统年均值大小顺序相同,常绿阔叶林的 GPP 年均值最高,分别为 2140 和 2014 $\text{gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$,其次是常绿针叶林和混交林,分别是 1713、1717 $\text{gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 和 1464、1452 $\text{gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$,然后是落叶阔叶林、农田、灌丛、落叶针叶林、草地。草地生态系统平均生产力最低,两种模型模拟结果均不到 300 $\text{gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。此外,GOSIF GPP 除在常绿针叶林生态系统稍低于 DTEC GPP,在其余生态系统类型上均高于 DTEC GPP。

从变化趋势上看,两个模型模拟的主要生态系统 GPP 年值从 2001 至 2018 年都呈显著上升趋势 ($P < 0.01$),仅 GOSIF GPP 在落叶针叶林生态系统中的上升趋势不显著。两种模型的波动幅度有差异,GOSIF GPP 波动较小,呈平稳上升,而 DTEC GPP 波动幅度较大。

表 2 模拟的月尺度 GOSIF GPP、DTEC GPP 在 6 个通量站点的验证统计

站点 Site Name	样本数 Number of samples	GOSIF GPP			DTEC GPP		
		R^2	RMSE/ ($\text{g Cm}^{-2}\text{月}^{-1}$)	Bias/ ($\text{g Cm}^{-2}\text{月}^{-1}$)	R^2	RMSE/ ($\text{g Cm}^{-2}\text{月}^{-1}$)	Bias/ ($\text{g Cm}^{-2}\text{月}^{-1}$)
长白山 (CBS)	72	0.95	31.22	-6.63	0.91	40.16	-11.73
千烟州 (QYZ)	72	0.91	32.54	-13.69	0.88	47.7	-36.43
海北 (HB)	72	0.91	34.47	9.8	0.83	42.3	-23.1
当雄 (DX)	60	0.89	25.19	13.37	0.86	18.15	8.14
内蒙古 (NMG)	60	0.6	21.69	3.29	0.57	23.13	-12.6
禹城 (YC)	72	0.88	113.39	-70.62	0.61	130.3	-75.99
总体	408	0.78	54.67	-5.15	0.74	66.07	-30.35

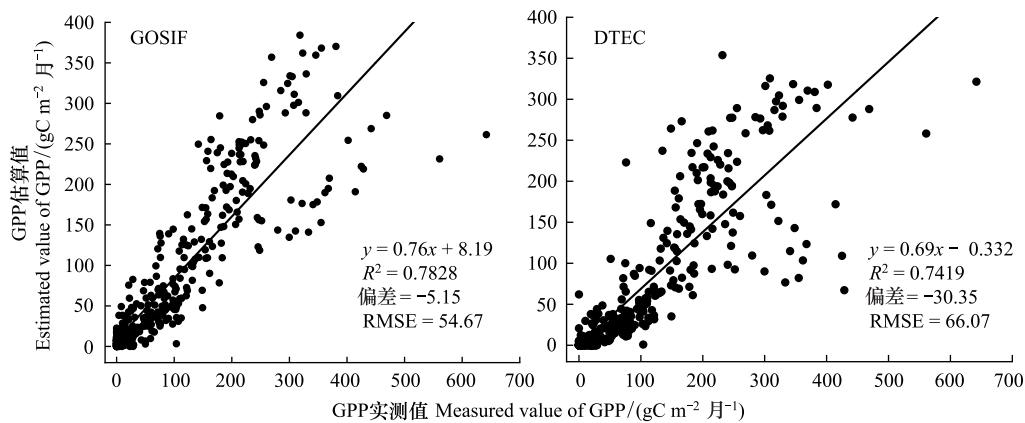


图 2 GOSIF GPP, DTEC GPP 与通量站点 GPP 月数据的比较

Fig.2 Scatter plot of GOSIF GPP and DTEC GPP vs. observed GPP at six flux tower sites on a monthly scale

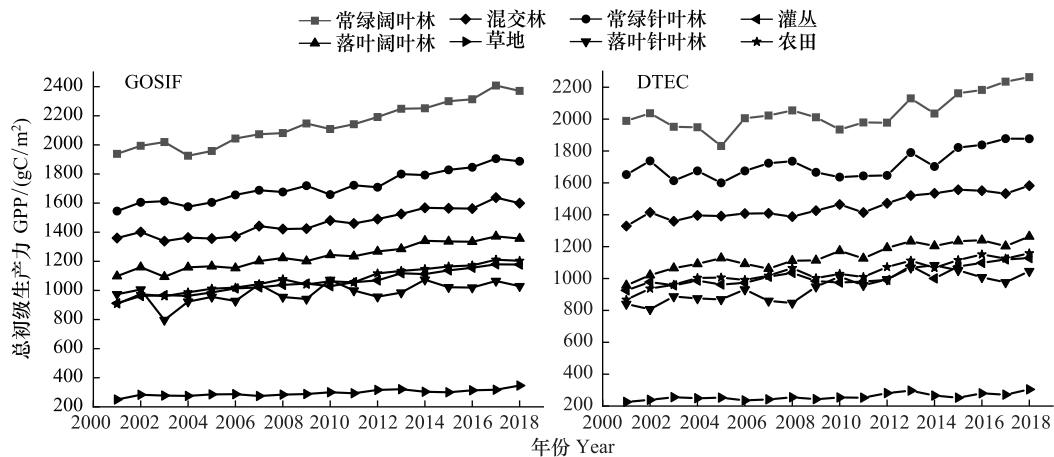


图 3 2001—2018 年中国不同植被类型 GPP 年际变化

Fig.3 Interannual variations of GPP of different vegetation types from 2001 to 2018

2.3 中国陆地生态系统 GPP 时空变化特征

2.3.1 中国陆地生态系统 GPP 多年空间分布格局

从 2001—2018 年 GPP 多年均值空间分布(图 4)来看,GOSIF GPP 和 DTEC GPP 的空间分布格局基本相

同,都展示了巨大的空间差异性,GPP 高值主要分布在东南地区,低值主要分布在西北地区,总体上呈现由东南向西北、从沿海向内陆递减的分布趋势,这与已有研究结果^[6,23-24,26]基本一致。

其中华南地区、华东地区、云南中南部及青藏高原南部 GPP 多年均值高于 $2000 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$,西南地区、长江中下游地区 GPP 多年均值为 $1500 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 左右。南方地区生产力高主要是由于气候温暖湿润、光照充足和植被覆盖度高。此外,东北森林地区也具有较高的 GPP 年均值,约为 $1000 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。而西北的沙漠和荒漠地区、青藏高原中北部以及内蒙古中西部的草原区,年均 GPP 不足 $500 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$,这些地区由于水分胁迫和低温制约,植物生长季偏短,导致了生产力低下。内蒙东部及青藏高原东南部为过渡地带,GPP 多在 $500 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 左右,与我国半干旱半湿润分界线基本一致,说明降水是影响我国植被生产力分布的一个重要因素。华北、黄淮大部分地区属于农业区,GPP 多年均值在 $800\text{—}1500 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 之间。此外,新疆天山山脉附近 GPP 能达到 $500 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 左右,这是由于来自大西洋的盛行西风 and 来自北冰洋的气流,碰到山坡抬升,产生较强降水,促使天山西部及西北部具有较高的植被覆盖度^[34],同时天山的高山融雪也会促使山前地带绿洲的形成。

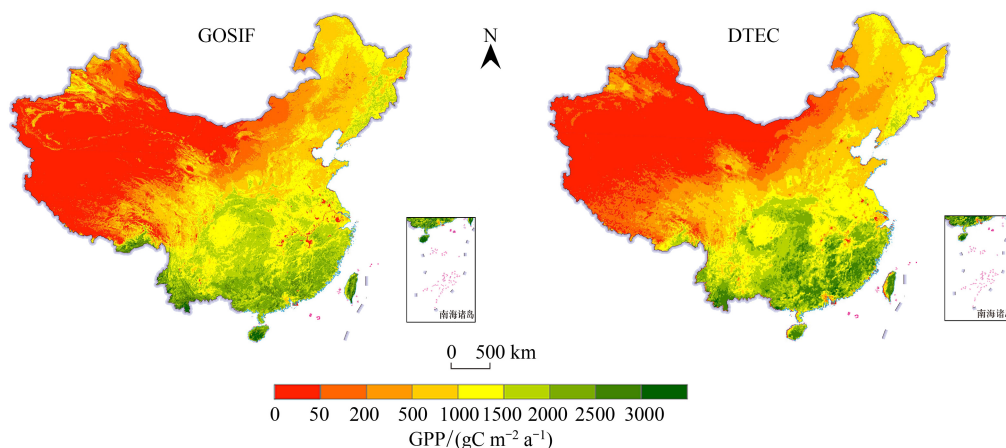


图 4 2001—2018 年中国年均 GPP 空间分布格局

Fig.4 Spatial pattern of annual GPP in China during 2001 to 2018

2.3.2 2001—2018 年中国陆地生态系统 GPP 总量年际变化

2001—2018 年 GOSIF GPP 和 DTEC GPP 的年际变化如图 5,总体均呈显著增加趋势,但年际间有波动,其中 DTEC GPP 变化波动更剧烈。使用 GOSIF 数据得到的 GPP 年总量变化范围为 $6.35\text{—}8.08 \text{ PgC/a}$,均值为 7.23 PgC/a ,年增幅约为 0.094 PgC/a ($P < 0.01$)。DTEC 模型得到的 GPP 年总量变化范围为 $6.20\text{—}7.79 \text{ PgC/a}$,均值为 6.93 PgC/a ,年增幅约为 0.073 PgC/a ($P < 0.01$)。无论是 GPP 总量还是增长幅度,GOSIF GPP 均大于 DTEC GPP。DTEC GPP 的年值曲线在 2003、2005、2009、2014 年分别出现过较大的波动,这与刘刚等^[35]模拟的 2001—2014 年中国植被净第一性生产力的结果类似,在 2003、2005、2009、2014 年都出现 GPP 低值,主要是这些年份遭受到不同程度的气象灾害。本研究期间,2001—2018 年,中国 GPP 显著上升,这是由适宜的气候变化、 CO_2 的施肥效应、氮沉降、人类活动

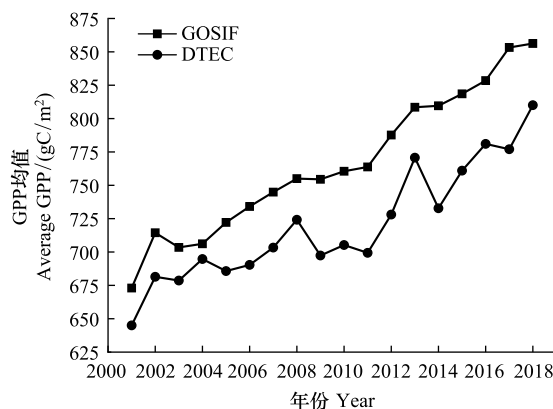


图 5 2001—2018 年中国植被 GPP 年际变化

Fig.5 Interannual variations of GPP in China from 2001 to 2018

的结果类似,在 2003、2005、2009、2014 年都出现 GPP 低值,主要是这些年份遭受到不同程度的气象灾害。本研究期间,2001—2018 年,中国 GPP 显著上升,这是由适宜的气候变化、 CO_2 的施肥效应、氮沉降、人类活动

(如植树造林、农业灌溉)等多方面因素共同作用的结果^[1,36-38]。

2.3.3 中国陆地生态系统 GPP 多年时空变化特征

2001—2018 年我国 GPP 时空变化见图 6, 近 18 年间 GOSIF GPP 和 DTEC GPP 年变化趋势基本相同, 上升趋势和下降趋势并存, 但呈上升趋势的面积更大。变化趋势率 k 值总体上呈东南地区大于西北地区、沿海地区大于内陆地区的分布。年 GPP 呈上升趋势最高的地区包括华南、华中、华东地区、西南地区东南部以及海南岛, 趋势率 k 能够达到 $20\text{--}30\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$, 其次为陕西、山西、河北、东北大部地区, 上升幅度约 $15\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 左右。此外, GOSIF GPP 数据结果显示新疆天山山脉附近区域 GPP 也有明显的上升趋势, 个别地区上升幅度甚至能达到 $20\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。上述地区的 GPP 增长趋势与已有的研究基本一致^[22,35,39]。西北地区、西藏、内蒙古中东部变化幅度较小, 基本在 $-5\text{--}5\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 之间。GPP 下降趋势比较严重的地区则分布在青藏高原南部、云南中北部和上海、天津等城市区域, 下降幅度约为 $-10\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。此外, DTEC GPP 显示河南南部地区有较明显的下降趋势, 大约在 $-20\text{--}-5\text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 之间。青藏高原南部、云南中北部和河南南部地区主要是由于降雨偏少造成干旱事件引发 GPP 下降^[25,40]。而上海、天津等城市 GPP 的下降趋势是城市建设用地扩张造成植被生产力下降。总体上, 我国长江以南大部分地区 GOSIF GPP 的年变化趋势率 k 高于 DTEC GPP。

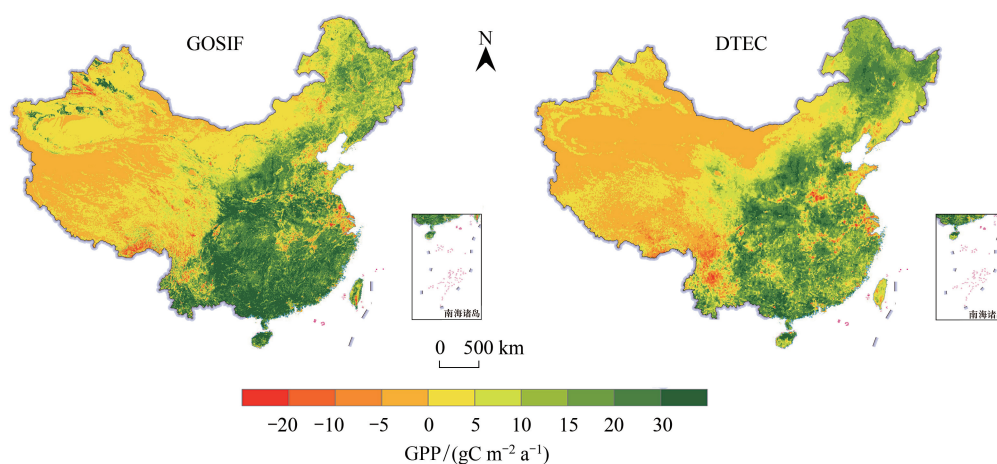


图 6 2001—2018 年中国年 GPP 变化趋势

Fig.6 Trend of annual GPP in China during 2001 to 2018

3 讨论

3.1 中国 GPP 年际变化

在已有的中国 GPP 研究中, 光能利用率模型、过程模型和以机器学习法为主的统计模型均有广泛应用。由于时间段选取、模型选择、参数确定、数据集来源不同以及各种误差, GPP 模拟结果也有较大差异(表 3)。其中多年平均 GPP 最大值为使用支持向量回归方法^[41]得到的 2000—2015 年间的 7.81 PgC/a , 最小值为使用 EC-LUE 模型^[42]得到的 2000—2009 年间的 5.38 PgC/a 。本研究使用 GOSIF 和 DTEC 双叶模型得到的 GPP 年总量分别为 7.23 PgC/a 和 6.93 PgC/a , 均处在已有结果的范围之内。采用多种类型的 GPP 模型从多角度开展大尺度 GPP 研究, 可以减小陆地生态系统碳循环研究的不确定性。

从年际变化趋势上看, 本研究发现中国植被生产力从 2001 至 2018 年呈上升趋势, 与已有基于卫星观测和生态系统模型的研究结论基本一致^[46]。但本研究中 GOSIF 和 DTEC GPP 上升趋势分别为 0.094 PgC/a 和 0.073 PgC/a , GOSIF GPP 上升幅度更大。而已有研究得到的 GPP 上升趋势为 0.02 PgC/a 至 0.057 PgC/a (表 3), 低估了中国 GPP 增长的趋势。有研究表明, 目前对 GPP 年际上升趋势的估算存在明显低估的现象^[6,43],

与本研究结论一致。本文选取的 GOSIF 算法和 DTEC 模型是目前最新的研究方法,在机理上都具有深刻意义,以中国地区为研究对象也是首次。

表 3 不同模型估计的中国年均 GPP
Table 3 Estimation of GPP in China in different terrestrial models

模型分类 Model classification	模型名称 Model name	研究时间 Period	空间分辨率 Spatial resolution	年均 GPP Annual GPP/ (PgC/a)	年变化 GPP Annual change/ (PgC/a)
光能利用率模型 LUE models	MODIS	2001—2010	10 km	5.47 ^[24]	
	MODIS	2001—2015	5 km	5.97 ^[26]	0.021
	EC-LUE	2001—2010	10 km	6.04 ^[24]	
	EC-LUE	2000—2009	0.5×0.6°	5.38 ^[42]	
	TL-LUE	2007—2011	0.0727°	7.17 ^[6]	
	TEC	2001—2015	0.5°	7.03 ^[26]	0.057
过程模型 Process-based models	Geographical assessment schemes	2001—2010	10 km	7.78 ^[25]	
	DLM	1980—2013	0.5°	5.56 ^[22]	
	BESS	2000—2015	0.5°	6.42 ^[26]	0.037
	Multi-model ensemble mean (TBMs)	1981—2010	0.5°	7.4±1.8 ^[23]	
统计模型 Statistical models	机器学习法	1982—2015	0.1°	6.62 ^[43]	0.02
	多元回归	2001—2010	1 km	7.51 ^[44]	
	Support vector regresstion (SVR)	2000—2015	0.25°	7.81 ^[41]	
	Model tree ensembl approach (MTE)	1982—2011	0.5°	7 ^[23]	0.036
	MTE	1982—2010	0.5°	6.35 ^[45]	
	MTE	2001—2011	0.5°	6.06 ^[25]	
	MTE	2007—2011	0.5°	7.47 ^[6]	
	FLUXCOM GPP	1980—2013	0.5°	6.53 ^[22]	

3.2 GOSIF 算法与 DTEC 模型对比

GOSIF 算法与 DTEC 模型是两类不同的模型,在不同方面拥有优势。从机理上看,日光诱导叶绿素荧光 SIF 包含大量光合信息,能准确地反映植物光合作用,与植物生理过程高度耦合^[16],在叶片、冠层、植株、生态系统等不同尺度上均与 GPP 显著相关^[17-18]。GOSIF 是目前时间和空间分辨率最高的 SIF 全球产品,GOSIF GPP 根据植物叶绿素进行光合作用时释放的 SIF 辐射直接估计 GPP,已经包含各种环境胁迫和人为因素的影响^[21,27,47],能够更加客观的反应植物的真实生长状态,捕捉更多空间分布上的细节。但是 GOSIF GPP 在生产力较低地区出现高估,精度受统计模型和训练数据的影响。DTEC GPP 根据温度和水分胁迫下植物对光合有效辐射的利用率进行 GPP 估计,考虑了散射辐射的作用,采用改进后的水分胁迫参数,区分了 C3、C4 植物参数化,在冠层复杂的森林和干旱少雨的地区有良好表现^[15],较传统大叶 LUE 模型有较大改进。但由于模型输入参数较多,并且没有考虑人为灌溉和西部地区高山融雪的影响,可能会引入误差。例如 DTEC GPP 主要是通过降雨量驱动土壤水分平衡方程估计水分胁迫,这导致 DTEC GPP 在人为经营程度高的地区,如河南和河北的农田、新疆天山附近的绿洲和一些集约化经营管理的林地会低估 GPP。而 GOSIF GPP 包含了自然降雨和人工灌溉的影响,能较客观的反映出自然和人为影响下的植被生产力。因此,使用这两类 GPP 模型有助于理解自然和人为因素对植被生产力的不同影响。

4 结论

DTEC 和 GOSIF 模型都揭示出 2001 至 2018 年中国陆地植被 GPP 呈显著增加趋势,平均每年分别增加 0.073Pg C 和 0.094Pg C,在植被稠密的东南地区 GPP 增幅高于植被稀疏的西北地区。中国 DTEC 和 GOSIF GPP 多年平均值分别为 6.93 Pg C 和 7.23 Pg C,GPP 空间格局呈现出明显异质性,从南到北、从东到西 GPP

年均值逐渐减小。在 6 个通量站的验证表明 DTEC 和 GOSIF 模型表现良好,具有可用性。

比较而言,GOSIF GPP 算法能客观地反映植被生产力状况,包括人为影响严重的灌溉农田和绿洲地区;而 DTEC 模型则更适合自然条件下植被生产力的模拟,研究光、温、水等气象因子对植被生产力的影响。未来仍需要改进 GPP 估计模型和方法,采用多种 GPP 模型研究方法,探索气候和人为因素对植被生产力的影响以及植被对气候变化的反馈。

参考文献 (References):

- [1] Piao S L, Sitch S, Ciais P, Friedlingstein P, Peylin P, Wang X H, Ahlström A, Anav A, Canadell J G, Cong N, Huntingford C, Jung M, Levis S, Levy P E, Li J S, Lin X, Lomas M R, Lu M, Luo Y Q, Ma Y C, Myneni R B, Poulter B, Sun Z Z, Wang T, Viovy N, Zaehle S, Zeng N. Evaluation of terrestrial carbon cycle models for their response to climate variability and to CO₂ trends. *Global Change Biology*, 2013, 19(7): 2117-2132.
- [2] Ito A, Inatomi M, Huntzinger D N, Schwalm C, Michalak A M, Cook R, King A W, Mao J F, Wei Y X, Post W M, Wang W L, Arain M A, Huang S, Hayes D J, Ricciuto D M, Shi X Y, Huang M Y, Lei H M, Tian H Q, Lu C Q, Yang J, Tao B, Jain A, Poulter B, Peng S S, Ciais P, Fisher J B, Parazoo N, Schaefer K, Peng C H, Zeng N, Zhao F. Decadal trends in the seasonal-cycle amplitude of terrestrial CO₂ exchange resulting from the ensemble of terrestrial biosphere models. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 2016, 68(1): 28968.
- [3] Chen M, Rafique R, Asrar G R, Bond-Lamberty B, Ciais P, Zhao F, Reyer C P O, Ostberg S, Chang J F, Ito A, Yang J, Zeng N, Kalnay E, West T, Leng G Y, Francois L, Munhoven G, Henrot A, Tian H Q, Pan S F, Nishina K, Viovy N, Morfopoulos C, Betts R, Schaphoff S, Steinkamp J, Hickler T. Regional contribution to variability and trends of global gross primary productivity. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(10): 105005.
- [4] Baldocchi D D. Assessing the eddy covariance technique for evaluating carbon dioxide exchange rates of ecosystems: past, present and future. *Global Change Biology*, 2003, 9(4): 479-492.
- [5] Wang X F, Ma M G, Li X, Song Y, Tan J L, Huang G H, Zhang Z H, Zhao T B, Feng J, Ma Z G, Wei W W, Bai Y F. Validation of MODIS-GPP product at 10 flux sites in northern China. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(2): 587-599.
- [6] Zan M, Zhou Y L, Ju W M, Zhang Y G, Zhang L M, Liu Y B. Performance of a two-leaf light use efficiency model for mapping gross primary productivity against remotely sensed sun-induced chlorophyll fluorescence data. *Science of the Total Environment*, 2018, 613-614: 977-989.
- [7] Beer C, Reichstein M, Tomelleri E, Ciais P, Jung M, Carvalhais N, Rödenbeck C, Arain M A, Baldocchi D, Bonan G B, Bondeau A, Cescatti A, Lasslop G, Lindroth A, Lomas M, Luyssaert S, Margolis H, Oleson K W, Rouspard O, Veenendaal E, Viovy N, Williams C, Woodward F I, Papale D. Terrestrial gross carbon dioxide uptake: global distribution and covariation with climate. *Science*, 2010, 329(5993): 834-838.
- [8] Coops N C, Ferster C J, Waring R H, Nightingale J. Comparison of three models for predicting gross primary production across and within forested ecoregions in the contiguous United States. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(3): 680-690.
- [9] Running S W, Nemani R R, Heinsch F A, Zhao M S, Reeves M, Hashimoto H. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *Bioscience*, 2004, 54(6): 547-560.
- [10] Xiao X M, Zhang Q Y, Braswell B, Urbanski S, Boles S, Wofsy S, Moore III B, Ojima D. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(2): 256-270.
- [11] Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, Zhou G Y, Tieszen L L, Baldocchi D, Bernhofer C, Gholz H, Goldstein A H, Goulden M L, Hollinger D Y, Hu Y M, Law B E, Stoy P C, Vesala T, Wofsy S C. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2007, 143(3/4): 189-207.
- [12] Zhang Y, Xiao X M, Jin C, Dong J W, Zhou S, Wagle P, Joiner J, Guanter L, Zhang Y G, Zhang G, Qin Y W, Wang J, Moore III B. Consistency between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production of vegetation in North America. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 183: 154-169.
- [13] Yan H, Wang S Q, Billesbach D, Oechel W, Bohrer G, Meyers T, Martin T A, Matamala R, Phillips R P, Rahman F, Yu Q, Shugart H H. Improved global simulations of gross primary product based on a new definition of water stress factor and a separate treatment of C3 and C4 plants. *Ecological Modelling*, 2015, 297: 42-59.
- [14] He M Z, Ju W M, Zhou Y L, Chen J M, He H L, Wang S Q, Wang H M, Guan D X, Yan J H, Li Y N, Hao Y B, Zhao F H. Development of a two-leaf light use efficiency model for improving the calculation of terrestrial gross primary productivity. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 173: 28-39.
- [15] Yan H, Wang S Q, Yu K L, Wang B, Yu Q, Bohrer G, Billesbach D, Bracho R, Rahman F, Shugart H H. A novel diffuse fraction-based two-

- leaf light use efficiency model; an application quantifying photosynthetic seasonality across 20 AmeriFlux flux tower sites. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2017, 9(6): 2317-2332.
- [16] Rossini M, Nedbal L, Guanter L, Aë A, Alonso L, Burkart A, Cogliati S, Colombo R, Damm A, Drusch M, Hanus J, Janoutova R, Julitta T, Kokkalis P, Moreno J, Novotny J, Panigada C, Pinto F, Schickling A, Schüttemeyer D, Zemek F, Rascher U. Red and far red Sun-induced chlorophyll fluorescence as a measure of plant photosynthesis. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(6): 1632-1639.
- [17] Li X, Xiao J F, He B B. Chlorophyll fluorescence observed by OCO-2 is strongly related to gross primary productivity estimated from flux towers in temperate forests. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 659-671.
- [18] Wagle P, Zhang Y G, Jin C, Xiao X M. Comparison of solar-induced chlorophyll fluorescence, light-use efficiency, and process-based GPP models in maize. *Ecological Applications*, 2016, 26(4): 1211-1222.
- [19] Lu X C, Cheng X, Li X L, Chen J Q, Sun M M, Ji M, He H, Wang S Y, Li S, Tang J W. Seasonal patterns of canopy photosynthesis captured by remotely sensed sun-induced fluorescence and vegetation indexes in mid-to-high latitude forests: a cross-platform comparison. *Science of the Total Environment*, 2018, 644: 439-451.
- [20] Ryu Y, Berry J A, Baldocchi D D. What is global photosynthesis? History, uncertainties and opportunities. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 223: 95-114.
- [21] Li X, Xiao J F. A global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data. *Remote Sensing*, 2019, 11(5): 517.
- [22] 杜文丽, 孙少波, 吴云涛, 宋照亮. 1980—2013 年中国陆地生态系统总初级生产力对干旱的响应特征. *生态学杂志*, 2020, 39(1): 23-35.
- [23] Jia B H, Luo X, Cai X M, Jain A, Huntzinger D N, Xie Z H, Zeng N, Mao J F, Shi X Y, Ito A, Wei Y X, Tian H Q, Poulter B, Hayes D, Schaefer K. Impacts of land use change and elevated CO₂ on the interannual variations and seasonal cycles of gross primary productivity in China. *Earth System Dynamics*, 2020, 11(1): 235-249.
- [24] Li X L, Liang S L, Yu G R, Yuan W P, Cheng X, Xia J Z, Zhao T B, Feng J M, Ma Z G, Ma M G, Liu S M, Chen J Q, Shao C L, Li S G, Zhang X D, Zhang Z Q, Chen S P, Ohta T, Varlagin A, Miyata A, Takagi K, Saiqusa N, Kato T. Estimation of gross primary production over the terrestrial ecosystems in China. *Ecological Modelling*, 2013, 261-262: 80-92.
- [25] Wang Q F, Zheng H, Zhu X J, Yu G R. Primary estimation of Chinese terrestrial carbon sequestration during 2001—2010. *Science Bulletin*, 2015, 60(6): 577-590.
- [26] Yan H, Wang S Q, Wang J B, Cao Y, Xu L L, Wu M X, Cheng L, Mao L X, Zhao F H, Zhang X Z, Liu Y F, Wang Y F, Chen S P, Li Y N, Han S J, Zhou G Y, Zhang Y P, Shugart H H. Multi-model analysis of climate impacts on plant photosynthesis in China during 2000—2015. *International Journal of Climatology*, 2019, 39(15): 5539-5555.
- [27] Li X, Xiao J F. Mapping photosynthesis solely from solar-induced chlorophyll fluorescence: a global, fine-resolution dataset of gross primary production derived from OCO-2. *Remote Sensing*, 2019, 11(21): 2563.
- [28] Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, van der Tol C, Flexas J, Pfündel E E, Moreno J, Frankenberg C, Berry J A. Linking chlorophyll a fluorescence to photosynthesis for remote sensing applications: mechanisms and challenges. *Journal of Experimental Botany*, 2014, 65(15): 4065-4095.
- [29] Yan H, Wang S Q, Billesbach D, Oechel W, Zhang J H, Meyers T, Martin T A, Matamala R, Baldocchi D, Bohrer G, Dragoni D, Scott R. Global estimation of evapotranspiration using a leaf area index-based surface energy and water balance model. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 124: 581-595.
- [30] Allen R G, Pereira L S, Raes D, Smith M. *Crop Evapotranspiration: Guidelines for Computing Crop Water Requirements*. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1998.
- [31] 李正泉, 于贵瑞, 温学发, 张雷明, 任传友, 伏玉玲. 中国通量观测网络(ChinaFLUX)能量平衡闭合状况的评价. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2004, (S2): 46-56.
- [32] 王克清, 王鹤松, 孙建新. 遥感 GPP 模型在中国地区多站点的应用与比较. *植物生态学报*, 2017, 41(3): 337-347.
- [33] Jia W X, Liu M, Wang D D, He H L, Shi P L, Li Y N, Wang Y F. Uncertainty in simulating regional gross primary productivity from satellite-based models over northern China grassland. *Ecological Indicators*, 2018, 88: 134-143.
- [34] 陈秀妍, 付碧宏, 时丕龙, 郭强. 2000-2016 年中亚天山植被变化及气候分异研究. *干旱区地理*, 2019, 42(1): 162-171.
- [35] 刘刚, 孙睿, 肖志强, 崔天翔. 2001—2014 年中国植被净初级生产力时空变化及其与气象因素的关系. *生态学报*, 2017, 37(15): 4936-4945.
- [36] Lu C Q, Tian H Q, Liu M L, Ren W, Xu X F, Chen G S, Zhang C. Effect of nitrogen deposition on China's terrestrial carbon uptake in the context of multifactor environmental changes. *Ecological Applications*, 2012, 22(1): 53-75.

- [37] Ouyang Z Y, Zheng H, Xiao Y, Polasky S, Liu J G, Xu W H, Wang Q, Zhang L, Xiao Y, Rao E, Jiang L, Lu F, Wang X K, Yang G B, Gong S H, Wu B F, Zeng Y, Yang W, Daily G C. Improvements in ecosystem services from investments in natural capital. *Science*, 2016, 352(6292): 1455-1459.
- [38] Yuan W P, Li X L, Liang S L, Cui X F, Dong W J, Liu S G, Xia J Z, Chen Y, Liu D, Zhu W Q. Characterization of locations and extents of afforestation from the Grain for Green Project in China. *Remote Sensing Letters*, 2014, 5(3): 221-229.
- [39] 杨延征, 马元丹, 江洪, 朱求安, 刘金勋, 彭长辉. 基于 IBIS 模型的 1960—2006 年中国陆地生态系统碳收支格局研究. *生态学报*, 2016, 36(13): 3911-3922.
- [40] 张强, 姚玉璧, 李耀辉, 黄建平, 马柱国, 王芝兰, 王素萍, 王莺, 张宇. 中国干旱事件成因和变化规律的研究进展与展望. *气象学报*, 2020, 78(3): 500-521.
- [41] Ichii K, Ueyama M, Kondo M, Saigusa N, Kim J, Alberto M C, Ardö J, Euskirchen E S, Kang M, Hirano T, Joiner J, Kobayashi H, Marchesini L B, Merbold L, Miyata A, Saitoh T M, Takagi K, Varlagin A, Bret-Harte M S, Kitamura K, Kosugi Y, Kotani A, Kumar K, Li S G, Machimura T, Matsuura Y, Mizoguchi Y, Ohta T, Mukherjee S, Yanagi Y, Yasuda Y, Zhang Y P, Zhao F H. New data-driven estimation of terrestrial CO₂ fluxes in Asia using a standardized database of eddy covariance measurements, remote sensing data, and support vector regression. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2017, 122(4): 767-795.
- [42] Yuan W P, Liu S G, Yu G R, Bonnefond J M, Chen J Q, Davis K, Desai A R, Goldstein A H, Gianelle D, Rossi F, Suyker A E, Verma S B. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1416-1431.
- [43] Yao Y T, Wang X H, Li Y, Wang T, Shen M G, Du M Y, He H L, Li Y N, Luo W J, Ma M G, Ma Y M, Tang Y H, Wang H M, Zhang X Z, Zhang Y P, Zhao L, Zhou G S, Piao S L. Spatiotemporal pattern of gross primary productivity and its covariation with climate in China over the last thirty years. *Global Change Biology*, 2018, 24(1): 184-196.
- [44] Zhu X J, Yu G R, He H L, Wang Q F, Chen Z, Gao Y N, Zhang Y P, Zhang J H, Yan J H, Wang H M, Zhou G S, Jia B R, Xiang W H, Li Y N, Zhao L, Wang Y F, Shi P L, Chen S P, Xin X P, Zhao F H, Wang Y Y, Tong C L, Fu Y L, Wen X F, Liu Y C, Zhang L M, Zhang L, Su W, Li S G, Sun X M. Geographical statistical assessments of carbon fluxes in terrestrial ecosystems of China: results from upscaling network observations. *Global and Planetary Change*, 2014, 118: 52-61.
- [45] Jung M, Reichstein M, Margolis H A, Cescatti A, Richardson A D, Arain M A, Arneth A, Bernhofer C, Bonal D, Chen J Q, Gianelle D, Gobron N, Kiely G, Kutsch W, Lasslop G, Law B E, Lindroth A, Merbold L, Montagnani L, Moors E J, Papale D, Sottocornola M, Vaccari F, Williams C. Global patterns of land-atmosphere fluxes of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2011, 116(G3): G00J07.
- [46] Zhu Z C, Piao S L, Myneni R B, Huang M T, Zeng Z Z, Canadell J G, Ciais P, Sitch S, Friedlingstein P, Arneth A, Cao C X, Cheng L, Kato E, Koven C, Li Y, Lian X, Liu Y W, Liu R G, Mao J F, Pan Y Z, Peng S S, Peñuelas J, Poulter B, Pugh T A M, Stocker B D, Viovy N, Wang X H, Wang Y P, Xiao Z Q, Yang H, Zaehle S, Zeng N. Greening of the Earth and its drivers. *Nature Climate Change*, 2016, 6(8): 791-795.
- [47] Wood J D, Griffis T J, Baker J M, Frankenberg C, Verma M, Yuen K. Multiscale analyses of solar-induced fluorescence and gross primary production. *Geophysical Research Letters*, 2017, 44(1): 533-541.