

引用格式:Hou Jiyu, Zhou Yanlian, Liu Yang. Spatial and Temporal Differences of GPP Simulated by Different Satellite-derived LAI in China[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1015-1027. [侯吉宇, 周艳莲, 刘洋. 不同叶面积指数遥感数据模拟中国总初级生产力的时空差异[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1015-1027.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1015

不同叶面积指数遥感数据模拟中国总初级生产力的 时空差异

侯吉宇¹, 周艳莲¹, 刘洋²

(1. 南京大学地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210023;
2. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘要:陆地生态系统总初级生产力(GPP)反映了植物吸收固定大气中CO₂的能力,是碳循环过程中的重要环节。光能利用率(LUE)模型被广泛应用于GPP模拟。叶面积指数(LAI)数据是LUE模型的重要输入数据,不同的LAI数据差异较大,从而导致GPP模拟存在很大差异。利用3种常用的卫星遥感LAI数据(MCD15、GLASS和GlobMap)和气象数据模拟中国2003~2017年的GPP,比较了3种LAI数据在中国区域的时空差异,分析不同LAI数据模拟的中国GPP的时空差异。研究表明:3种LAI数据在中国区域的年平均值和LAI变化趋势的空间分布格局存在明显差异,森林区域的差异较大;2003~2017年间,中国区域3种LAI年平均值均呈显著增加趋势($p < 0.01$),但不同LAI数据年平均值的年际变化差异明显;站点尺度GLASS LAI模拟的GPP与观测值相关性较好;不同LAI数据模拟的中国GPP总量多年平均值差异明显,最大值为7.46 Pg C a⁻¹(GLASS),最小值为6.39 Pg C a⁻¹(GlobMap);3种LAI数据模拟的中国GPP总量在2003~2017年呈显著增加趋势($p < 0.05$),但不同的LAI数据模拟的中国GPP年总量的年际变化差异明显;不同LAI数据模拟的年均GPP和GPP变化趋势的空间分布格局存在明显差异,森林和农田区域的差异较大。研究结果有助于评估由于LAI数据造成的区域GPP模拟结果的不确定性。

关键词:叶面积指数(LAI);总初级生产力(GPP);两叶光能利用率模型(TL-LUE);
时空差异

中图分类号: TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)05-1015-13

1 引言

陆地生态系统总初级生产力(Gross Primary Production, GPP)是绿色植物在单位时间和单位面积上固定的有机碳总量,反映了植物光合作用的能力,是碳循环过程的重要组成部分^[1]。GPP决定了大气和陆地生态系统之间的碳交换^[2],在调节生态系统功能和缓解全球变暖等方面都具有重要的作用^[3-4]。目前对大尺度生态系统总初级生产力的估

计仍有很大的不确定性,准确估算区域或全球尺度GPP对研究全球气候变化有着重要的作用^[5]。

常用的区域尺度GPP模型主要包括生态过程模型和光能利用率(Light Use Efficiency, LUE)模型,其中LUE模型具有方法简单、输入数据易于获取以及充分利用遥感数据等特点,被广泛地用于模拟区域和全球尺度的GPP^[6]。

作为LUE模型的重要输入数据之一,叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是表征植被冠层结构的

收稿日期:2020-02-04;修订日期:2020-04-27

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFA0606604),国家自然科学基金项目(41671343)。

作者简介:侯吉宇(1994—),男,黑龙江佳木斯人,硕士研究生,主要从事陆地生态系统总初级生产力估算。E-mail:18061790512@163.com

通讯作者:周艳莲(1980年—),女,湖北应城人,副教授,主要从事陆地生态系统碳循环模拟,生态环境遥感。E-mail:zhouyl@nju.edu.cn

基本参数之一,定义为单位地表面上绿叶表面积总和的一半^[7]。基于卫星遥感的 LAI 数据被广泛用于碳水通量的模拟。目前常用的卫星遥感 LAI 数据有:MODIS^[8]、GlobMap^[9]、GIMMS^[10]、GLASS^[11]和 GEOV1^[12] LAI 等,它们为区域和全球尺度 GPP 模拟提供了可靠的数据源。然而,由于采用的遥感数据和 LAI 反演算法的不同,LAI 数据之间存在一定的差异^[13],因此会对 GPP 模拟结果产生影响。Zhang 等^[14]研究了 2001~2015 年间全球 MODIS C5 和 C6 两种数据植被指数的变化趋势,发现 Terra C5 和 Terra C6 数据之间差异显著,这可能是传感器退化导致的,需要重新评估之前基于 MODIS Terra C5 数据研究结果的可靠性。Xiao 等^[15]研究了全球 4 种 LAI 数据的时空一致性,发现不同 LAI 数据的空间差异很大,热带雨林地区差异最为显著,4 种 LAI 数据都合理地反映了全球植被特征及其季节变化。Jiang 等^[16]在全球尺度上研究了 1982~2011 年 4 种长时间序列 LAI 数据的年际变化趋势,发现 4 种 LAI 数据都表明全球 LAI 呈明显增趋势,但它们之间的年际变化差异很大。Liu 等^[17]研究了 2000~2012 年 3 种 LAI 数据对中国区域碳水通量模拟的影响,结果表明不同 LAI 数据之间存在差异,LAI 数据的不确定性会对碳水通量模拟造成很大的影响。Xie 等^[18]基于 BEPS 模型和 EC-LUE 模型研究了全球 96 个站点不同 LAI 数据对 GPP 模拟的影响,结果表明 BEPS 模型对 LAI 的敏感性高于 EC-LUE 模型,输入 LAI 数据的不同会导致 GPP 估计存在很大的不确定性。

为了比较不同卫星遥感 LAI 数据模拟中国区

域 GPP 的时空差异,本研究选取了 3 种常用的 LAI 数据(MODIS、GLASS 和 GlobMap),分别比较不同 LAI 数据在中国区域的年平均值和变化趋势的空间分布,以及 LAI 年平均值的年际变化,分析了 3 种 LAI 数据在中国区域的时空差异。基于 TL-LUE 模型,模拟中国区域 2003~2017 年的 GPP。分别比较不同 LAI 数据模拟的中国区域 GPP 年平均值和年际变化趋势的空间分布、GPP 年总量以及 GPP 年平均值的年际变化等,分析了 3 种 LAI 数据模拟中国 GPP 的时空差异,为研究区域和全球尺度 GPP 模拟提供借鉴。

2 数据与方法

2.1 数据

2.1.1 LAI 数据

研究使用的 3 种 LAI 数据包括 MODIS LAI、GLASS LAI 和 GlobMap LAI,基本情况如表 1 所示。MCD15 LAI (<https://lpdaac.usgs.gov/data/>) 是基于 Terra-Aqua MODIS 遥感地表反射率数据,采用三维辐射传输模型算法模拟生成查找表,反演得到的全球真实 LAI 数据^[14]。MCD15 比单独的基于 Terra 或 Aqua 数据得到的 LAI 产品的精度高^[19]。GLASS LAI (<http://glass-product.bnu.edu.cn/>) 是基于 MODIS 遥感数据,采用广义回归神经网络算法,反演生成的全球陆表真实 LAI 数据^[20-21]。GlobMap LAI (<http://modis.cn/globalLAI/>) 是基于 AVHRR/MODIS 数据,采用改进的 GLOBCARBON LAI 算法建立像元级的 LAI 关系背景库,最后反演生成的全球真实 LAI 数据^[9]。

表 1 LAI 数据信息 (MCD15, GLASS 和 GlobMap)

Table 1 Characteristic of the LAI data (MCD15, GLASS and GlobMap)

LAI 数据集	版本	数据源	空间分辨率	时间分辨率	时间范围	参考文献
MCD15	C6	MODIS	500 m	8 d	2003~2017	Myneni 等 ^[8]
GLASS	V4.0	MODIS C6	1 km	8 d	2003~2017	Xiao 等 ^[20]
GlobMap	V3.0	MODIS C6	500 m	8 d	2003~2017	Liu 等 ^[9]

2.1.2 土地覆盖类型和气象数据

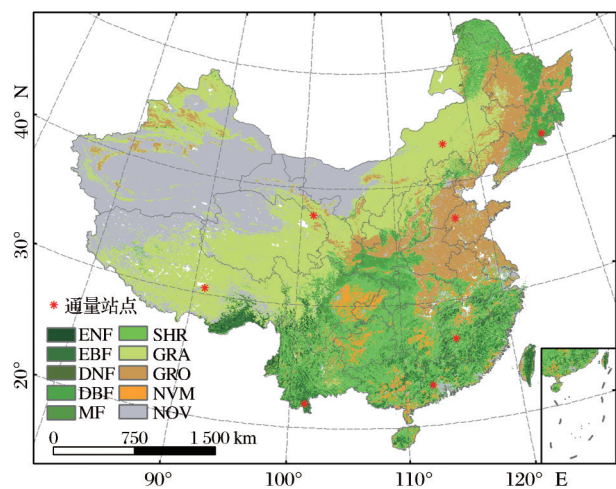
土地覆盖类型数据采用的是 MODIS Collection 6 地表覆盖数据集 MCD12Q1 V06 中提供的国际地圈生物圈计划 (IGBP) 全球植被分类方案数据 (<https://lpdaac.usgs.gov/data/>)。气象数据是基于全国 753 个气象台站的观测数据,经过反距离加权插值 (Inverse Distance Weighted, IDW) 方法生成^[22],包括逐日总辐射、饱和水气压差 (VPD) 和日

最低气温 (T_{amin}) 等。利用天尺度气象数据模拟每日的 GPP。

2.1.3 站点通量观测数据

利用 ChinaFLUX 中 8 个典型生态站点^[23]2006~2010 年的通量观测数据进行站点尺度 GPP 模拟结果的验证:长白山温带针阔混交林 (CBS)、千烟洲亚热带人工针叶林 (QYZ)、西双版纳热带雨林 (XSBN)、鼎湖山亚热带常绿阔叶林 (DHS)、海北高

寒草甸、当雄高寒草甸(DX)、内蒙古温带典型草原(NMG)和禹城温带农田站点(YC)。8个通量站点的位置分布见图1。



审图号:GS(2016)2886

图 1 2017 年中国土地覆盖类型分布图

Fig.1 Land cover map of China in 2017

2.2 TL-LUE 模型

TL-LUE 模型将植被分成阴叶和阳叶两部分, 分别计算阴叶和阳叶的 GPP, 最后得到整个冠层的 GPP^[24], GPP 的计算公式为:

$$\text{GPP} = (\varepsilon_{msh} \times \text{APAR}_{sh} + \varepsilon_{msun} \times \text{APAR}_{sun}) \times f(\text{VPD}) \times f(T_{amin}) \quad (1)$$

其中: $f(\text{VPD})$ 和 $f(T_{\text{amin}})$ 分别为饱和水汽压差 (VPD) 和日最低温度 (T_{amin}) 限制因子, ϵ_{msh} 和 ϵ_{msun} 分别为阴叶和阳叶的最大光能利用效率。参考 Zhou 等^[25] 利用全球 98 个通量站点, 268 站年观测数据进行模型参数优化得到的 ϵ_{msh} 和 ϵ_{msun} (表 2)。 APAR_{sh} 和 APAR_{sun} 分别代表阴叶和阳叶吸收的光合有效辐射 (PAR), 计算公式为:

$$\text{APAR}_{sh} = (1 - \alpha) \times [(\text{PAR}_{dif} - \text{PAR}_{dif,u}) / \text{LAI} + C] \times \text{LAI}_{sh} \quad (2)$$

$$\text{APAR}_{sun} = (1 - \alpha) \times [\text{PAR}_{dir} \times \cos(\beta) / \cos(\theta) + (\text{PAR}_{dif} - \text{PAR}_{dif,u}) / \text{LAI} + C] \times \text{LAI}_{sun} \quad (3)$$

其中: α 为反照率, 由植被类型决定 (表 2); C 为冠层内部辐射的多次散射项; β 为叶倾角默认取值为 60° ; θ 为太阳天顶角; PAR_{dif} 和 PAR_{dir} 分别代表入射 PAR 的散射和直射分量^[7], 计算公式为:

$$\text{PAR}_{dif} = \text{PAR} \times 0.7527 + 3.8453R - 16.316R^2 + 18.962R^3 - 7.0802R^4 \quad (4)$$

$$\text{PAR}_{dir} = \text{PAR} - \text{PAR}_{dif} \quad (5)$$

公式(2)和(3)中的 $PAR_{dif,u}$ 为冠层下方的散射 PAR, 计算公式为:

$$\text{PAR}_{dif,u} = \text{PAR}_{dif} \times \exp(-0.5\Omega\text{LAI}/\cos(\theta)) \quad (6)$$

式中: Ω 为聚集度系数,由植被类型确定(表2)。

公式(2)和(3)中的 LAI_{sun} 和 LAI_{sh} 分别代表阳叶和阴叶的 LAI, 计算公式为:

$$LAI_{sun} = 2 \times \cos(\theta) \times (1 - \exp(-0.5LAI\cos(\theta))) \quad (7)$$

$$LAI_{sh} = LAI - LAI_{sum} \quad (8)$$

公式(1)中的 $f(\text{VPD})$ 和 $f(T_{amin})$ 的计算公式为:

$$f(\text{VPD}) = \begin{cases} 0 & \text{VPD} \geq \text{VPD}_{\max} \\ \frac{\text{VPD}_{\max} - \text{VPD}}{\text{VPD}_{\max} - \text{VPD}_{\min}} & \text{VPD}_{\min} < \text{VPD} < \text{VPD}_{\max} \\ 1 & \text{VPD} \leq \text{VPD}_{\min} \end{cases} \quad (9)$$

$$f(T_{amin}) = \begin{cases} 0 & T_{amin} \leq T_{amin,l} \\ \frac{T_{amin} - T_{amin,l}}{T_{amin,h} - T_{amin,l}} & T_{amin,l} < T_{amin} < T_{amin,h} \\ 1 & T_{amin} \geq T_{amin,h} \end{cases} \quad (10)$$

式中: VPD_{\max} , VPD_{\min} , $T_{\min,l}$, $T_{\min,h}$ 是 VPD 和 T_{\min} 校正函数中的参数, 与植被类型有关(表 2)。

Wu 等^[26]和 Zhou 等^[25]利用全球涡度通量数据在站点尺度进行验证,结果表明 TL-LUE 模型模拟结果优于 LUE 模型。Zan 等^[27]利用 TL-LUE 模型模拟了中国的 GPP,并验证其与卫星荧光数据之间具有较好的时空一致性。单良等^[28]利用 TL-LUE

表2 TL-LUE模型参数

Table 2 Parameters of the TL-LUE model[illegible]

模型模拟了中国的 GPP,并与全球 GPP 产品 Fluxcom GPP 进行比较,结果表明 TL-LUE 模型模拟的 GPP 与 Fluxcom GPP 也有很好的时空一致性。

2.3 模型评价指标

利用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)和 8 个通量站点观测数据(GPP_{EC})验证模拟结果 GPP_{sim}。决定系数的计算公式如下:

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (GPP_{EC}(i) - \overline{GPP_{EC}})(GPP_{sim}(i) - \overline{GPP_{sim}})]^2}{\sum_{i=1}^N (GPP_{EC}(i) - \overline{GPP_{EC}})^2 \sum_{i=1}^N (GPP_{sim}(i) - \overline{GPP_{sim}})^2} \quad (11)$$

其中:GPP_{EC}代表通量观测值,GPP_{sim}代表模拟值, R^2 越大,观测值与模拟值之间的相关性越强。

均方根误差(RMSE)计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (GPP_{EC}(i) - GPP_{sim}(i))^2} \quad (12)$$

3 结果与讨论

3.1 不同 LAI 数据时空差异

3.1.1 不同 LAI 数据空间差异

2003~2017 年间,3 种 LAI 数据(LAI-MCD15、LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap)在中国区域的年平均值的空间分布格局,基本上都是由南向北,由东向西逐渐递减(图 2(a)~(c))。南部地区的常绿林和混交林 LAI 年平均值较高($>3 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),东北和西北地区的混交林以及南方地区的灌木林次之($1.5 \sim 3 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),中东部、西南和东北地区的农田相对较低($1 \sim 1.5 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),西北和青藏高原草地的年平均 LAI 值最低($<1 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)。

森林区域 3 种 LAI 数据年平均值空间分布的差异较大(图 2(d)~(f))。在东北、东南和西南地区的森林,LAI-GlobMap 年平均值明显高于 LAI-GLASS 和 LAI-MCD15,部分地区差异超过 $0.8 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ 。

华南的部分森林区域,LAI-GLASS 年平均值较高,LAI-MCD15 次之,LAI-GlobMap 的年平均值相对较低。3 种 LAI 数据年平均值在草地和农田区域的空间差异相对较小。

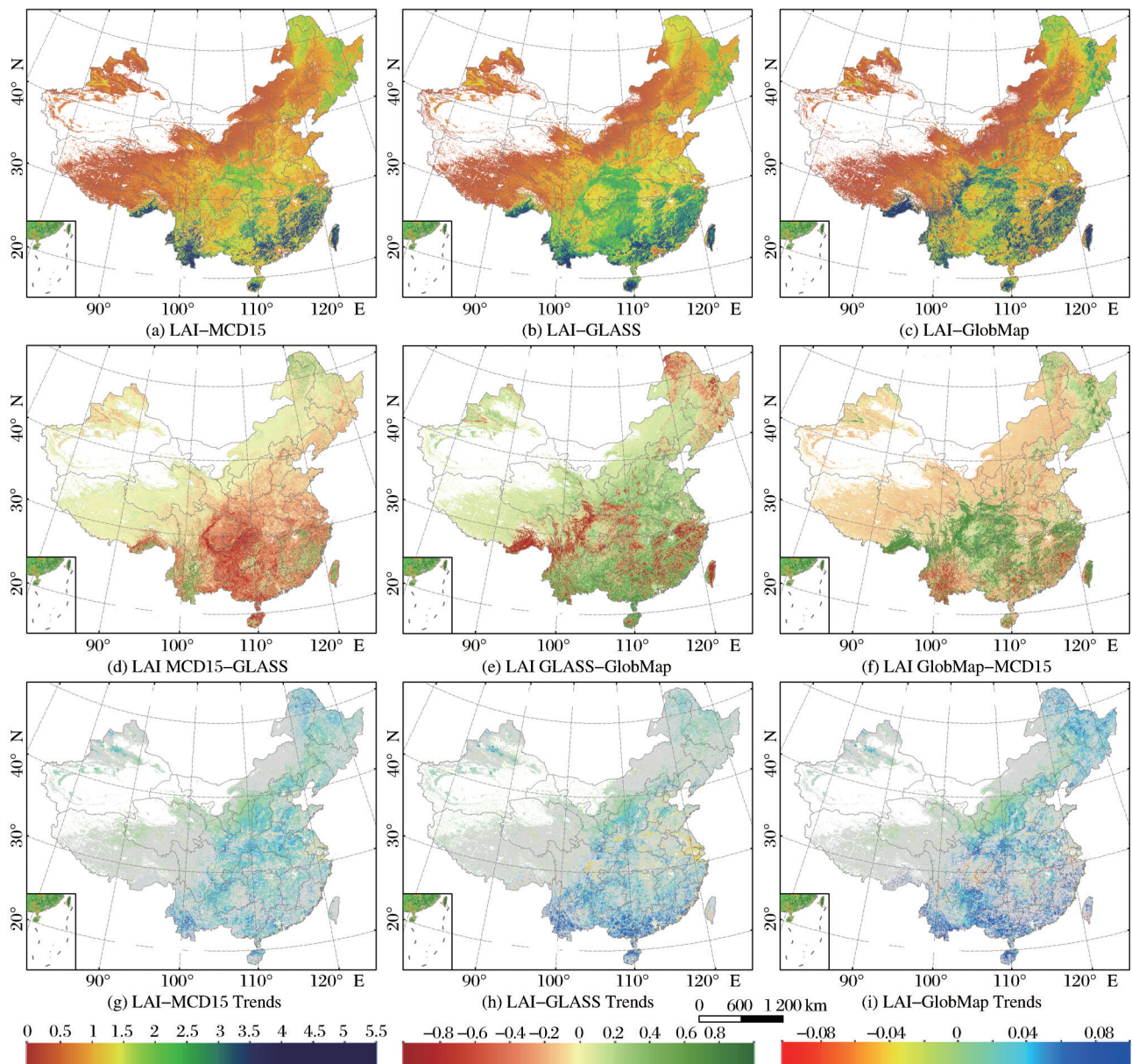
2003~2017 年间,中国大部分地区 LAI 年平均值均有显著的增加趋势($p < 0.05$)。3 种 LAI 年平均值变化趋势的空间分布格局存在明显差异(图 2(g)~(i))。LAI-MCD15、LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap 显著增加($p < 0.05$)区域占中国植被覆盖面积的比例分别为 36.9%、29.2% 和 33.8%,显著下降($p <$

0.05)区域占中国植被覆盖面积的比例分别为 2.0%、5.5% 和 2.5%。东北、西南、华南以及黄土高原等地区,3 种 LAI 均有显著增加趋势($p < 0.05$)。黄土高原地区 LAI 年平均增加为 $0.02 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ 左右,西南、华南等地区 LAI 年平均值年均增加超过 $0.05 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ 。在华北的大部分农田区域,3 种 LAI 年平均值变化趋势的空间分布格局差异较大,其中 LAI-MCD15 和 LAI-GlobMap 表现出明显的增加趋势(图 2(g)、(i)),而 LAI-GLASS 的变化趋势并不明显($p > 0.05$)。LAI 年平均值显著下降的区域主要集中在南方地区,其中,在长江下游地区,3 种 LAI 都有显著的下降趋势($P < 0.05$)。此外,LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap 在中部和西南部地区也有比较明显的下降趋势,但 LAI-MCD15 在这些地区并没有明显的下降趋势。

3.1.2 不同 LAI 年际变化差异

2003~2017 年全国 LAI-MCD15、LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap 年平均值变化范围分别为 $0.77 \sim 0.90$, $0.91 \sim 1.02$ 和 $0.83 \sim 1.03 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ 。3 种 LAI 的多年年平均值差异明显(图 3)。LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap 多年年平均值(0.96 和 $0.93 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)更加接近。LAI-MCD15 的多年年均值最低($0.83 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)。2003~2012 年 LAI-GLASS 的年平均值最高,范围为 $0.91 \sim 0.99 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$,LAI-GlobMap 年平均值范围为 $0.82 \sim 0.96 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$ 。随着时间的推移,LAI-GlobMap 与 LAI-GLASS 年平均值差异逐渐缩小(图 4(a))。2012 年后,LAI-GlobMap 的年平均值开始超过 LAI-GLASS。2003 年 3 种 LAI 的年平均值差异最大,LAI-GLASS($0.92 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)比 LAI-MCD15($0.78 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)和 LAI-GlobMap($0.83 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)分别高 17.9% 和 10.8%。不同植被类型,3 种 LAI 年平均值的变化也有明显差异(图 3(b)~(d))。对于森林,LAI-GlobMap 的年平均值最高($2.21 \sim 2.75 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),LAI-GLASS 次之($2.09 \sim 2.38 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),LAI-MCD15 最低($1.91 \sim 2.14 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)。农田 LAI-GLASS 的年平均值($1.08 \sim 1.16 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)明显高于 LAI-MCD15($0.79 \sim 1.01 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)和 LAI-GlobMap($0.75 \sim 1.00 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)。对于草地,LAI-MCD15 和 LAI-GLASS 的年平均值相差不大($0.39 \sim 0.46 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$),LAI-GlobMap 的年平均值最低($0.29 \sim 0.35 \text{ m}^2\text{m}^{-2}$)。

2003~2017 年全国年平均 LAI 显著增加($p < 0.01$)(图 4(a))。3 种 LAI 年均值的年际变化斜率



审图号:GS(2016)2886

图2 2003~2017年中国LAI-MCD15、LAI-GLASS和LAI-GlobMap年平均值(a~c)、差异(d~f)和年平均变化趋势(g~i)的空间分布(经过了M-K趋势检测,正值代表LAI有显著增加趋势($p < 0.05$),负值代表LAI有显著减少趋势($p < 0.05$),灰色代表没有显著变化趋势($p > 0.05$))(单位: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)

Fig.2 Spatial patterns of annual mean LAI-MCD15, LAI-GLASS, LAI-GlobMap (a~c) and the differences (d~f) between each two LAI data and the trends of LAI (g~i) in China during 2003~2017 (after M-K trend detection, positive values represent significant increase trends ($p < 0.05$), negative values represent significant decrease trends ($p < 0.05$), gray represents no significant trends ($p > 0.05$)) (Unit: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)

差异明显。LAI-GlobMap的年际变化斜率最高($0.013 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$, $R^2=0.91$), LAI-MCD15次之($0.009 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$, $R^2=0.86$), LAI-GLASS最低($0.007 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$, $R^2=0.85$)。森林LAI的年平均变化率明显高于农田和草地(图4(b)~(d))。森林LAI-GlobMap的年平均变化率最高($0.033 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$, $R^2=0.86$)。农田LAI-MCD15和LAI-GlobMap年平均变化率

(0.013 和 $0.015 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$) 明显高于 LAI-GLASS ($0.004 \text{ m}^2 \text{m}^{-2}$)。草地 LAI-MCD15 和 LAI-GlobMap 有显著的增加趋势($p < 0.05$), 而 LAI-GLASS 的增加趋势并不显著($p > 0.05$)。

3.2 不同 LAI 数据模拟的中国 GPP 的时空差异

3.2.1 TL-LUE 模型站点尺度验证

利用站点气象数据和 3 种 LAI 数据模拟 GPP

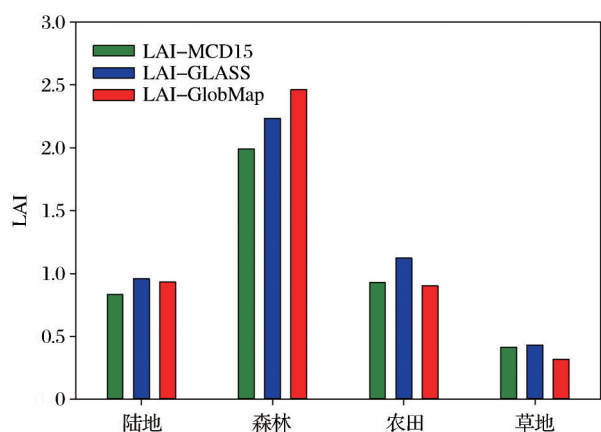


图3 2003~2017年中国LAI多年年平均值(单位: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)
Fig.3 Multiyear averaged annual LAI of China during 2003~2017 (Unit: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)

(GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap)的年总量与站点通量观测GPP年总量(GPP-EC)比较的结果如图5所示。与GPP-MCD15和GPP-

GlobMap相比,GPP-GLASS和GPP-CE之间更加接近1:1线,GPP-GLASS的 R^2 (0.81)比GPP-MCD15的 R^2 (0.69)和GPP-GlobMap的 R^2 (0.58)分别高17.4%和39.7%。GPP-GLASS与GPP-EC的RMSE最小($328.7 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$),比GPP-MCD15的RMSE和GPP-GlobMap的RMSE分别低27.9%和44.1%。

3.2.2 不同LAI数据模拟GPP的空间差异

2003~2017年的GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年平均值空间分布格局相似(图6(a)~(c))。中国GPP总量的80%以上分布在东部和南部等地区,西北地区和青藏高原地区的GPP仅占全国总量不到20%。GPP的分布趋势基本上是从东南部向西北部依次递减,在中纬度和低纬度地区较高,中高纬和中低纬度地区相对较低,这与Li等^[29]模拟的中国区域GPP空间分布的特征一致。

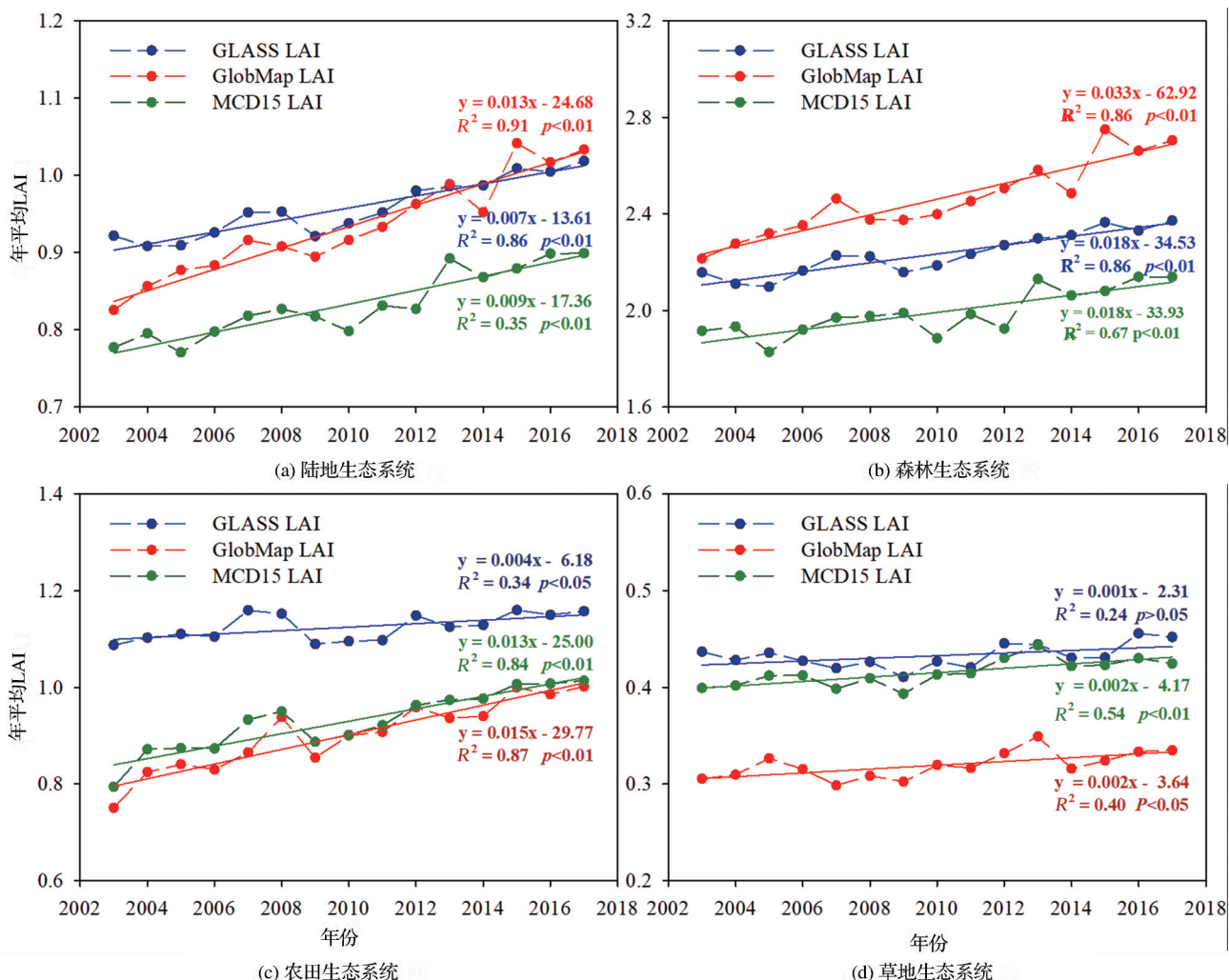


图4 2003~2017年中国LAI年平均值(单位: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)

Fig.4 Annual mean LAI of China during 2003~2017 (Unit: $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)

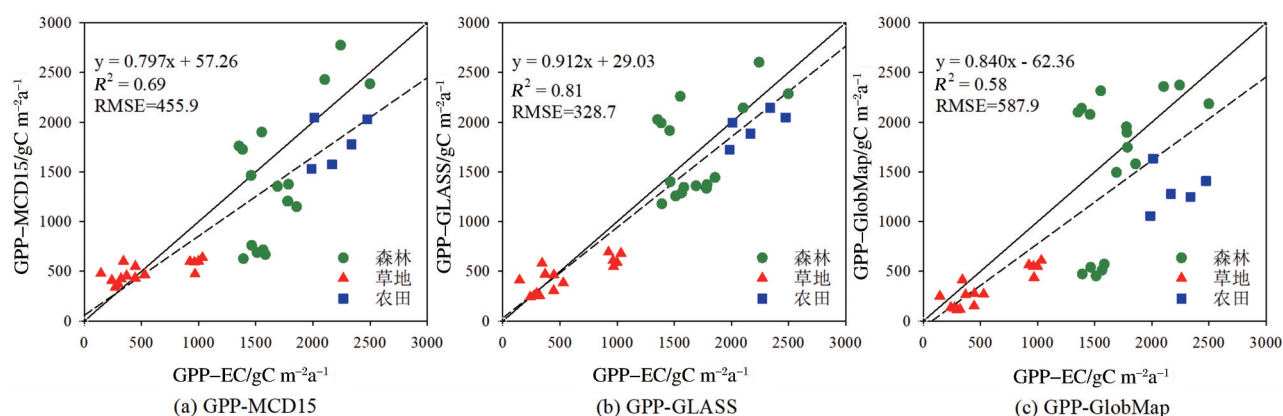


图5 中国8个通量站点GPP-EC与GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年总量比较

Fig.5 Comparison of annual total GPP-EC and annual total GPP-MCD15, GPP-GLASS, GPP-GlobMap at 8 Chinaflux sites

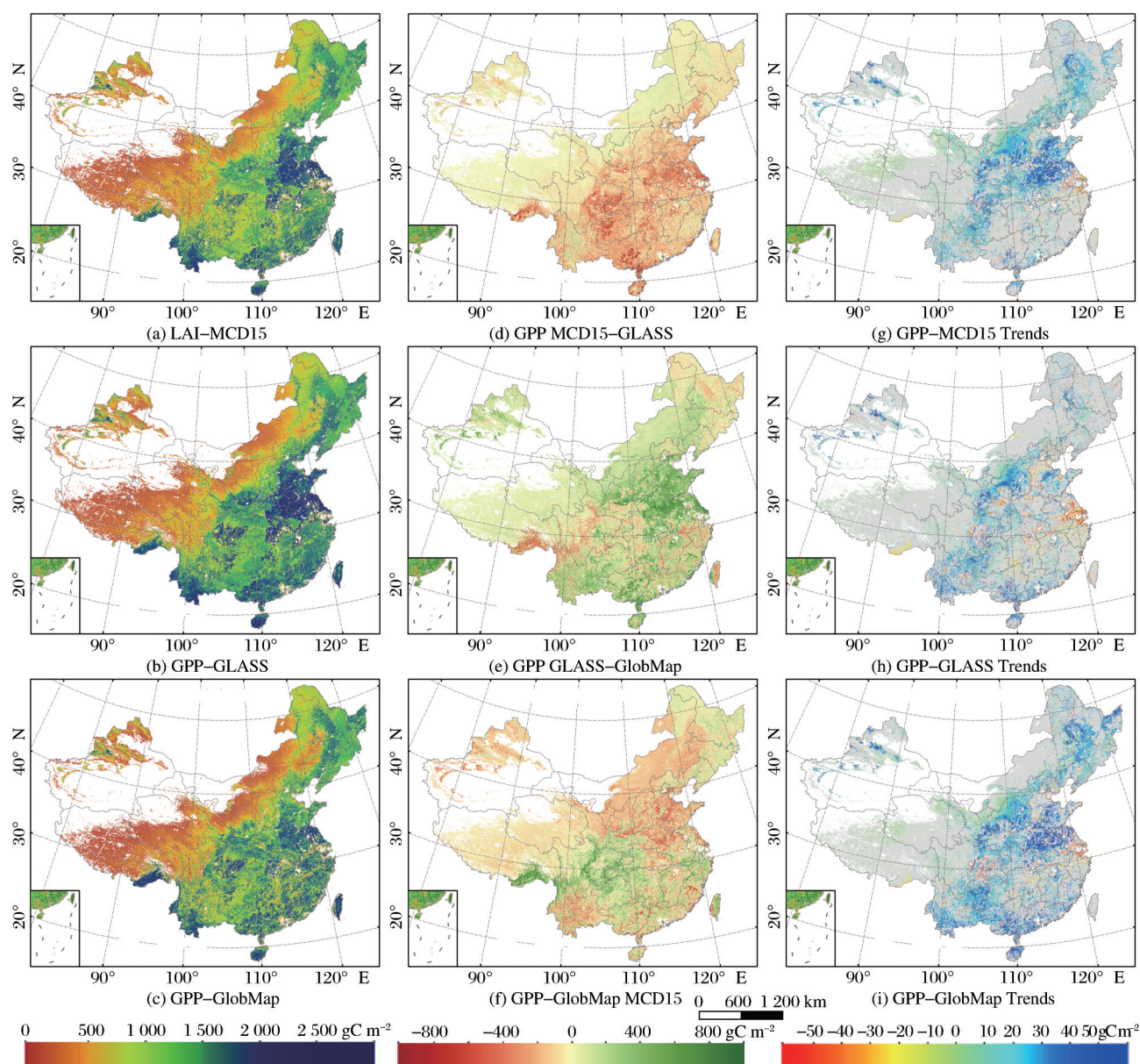
GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年平均值在空间分布上存在差异,农田和森林区域的差异较大(图6(d)~(f))。在华北的大部分农田区域,GPP-GLASS年平均值($>2300 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$)明显高于GPP-MCD15和GPP-GlobMap。在西藏南部、云南和四川的部分森林区域,GPP-GlobMap年平均值最高($>2400 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$),GPP-GLASS次之($2000 \sim 2300 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$),GPP-MCD15最低($1900 \sim 2200 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$)。在东北地区的森林和西北地区的草地,3种LAI数据模拟的GPP的年平均值的差异较小。

2003~2017年间,中国大部分地区GPP年平均值均有显著的增加趋势($p < 0.05$),特别是在北方地区GPP增加最为明显(图6(g)~(i))。GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap平均值的变化趋势在空间分布上差异明显,年平均值显著增加($p < 0.05$)区域的面积占中国植被覆盖面积的比例分别为31.8%、22.7%和32.6%,显著降低($p < 0.05$)区域的面积占中国植被覆盖面积的比例分别为2.8%、5.5%和3.3%。黄土高原和西南大部分地区GPP均有明显的增加趋势,GPP年均增加超过 $20 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。这与Liu等^[23]和Ma等^[30]的研究得到的黄土高原地区GPP有明显增加的结果一致。GPP-MCD15和GPP-GlobMap在华北和东北的大部分农田区域也表现出显著的增加趋势($p < 0.05$),GPP年平均增加超 $40 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。GPP-GLASS和GPP-GlobMap在华南的部分地区也有比较明显的增加趋势,而GPP-MCD15增加趋势并不明显。在长江下游地区,GPP有显著下降趋势($p < 0.05$),部分地区GPP年平均下降超过 $20 \text{ gC m}^{-2}\text{a}^{-1}$ 。Ma等^[30]的研究发现2003~2016年长江下游地区的GPP下降趋势明显。

在陕西中部、四川盆地以及中部的一些地区,GPP-GLASS也有明显的下降趋势($p < 0.05$),但GPP-MCD15和GPP-GlobMap的变化趋势并不明显。

3.2.3 不同LAI数据模拟的中国GPP年总量差异

最终3种LAI模拟得到的2003~2017年中国GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年总量的多年平均值分别为 6.60 、 7.46 和 6.39 PgC a^{-1} 。之前许多学者对中国GPP进行了研究,Ma等^[30]利用VPM模型模拟的2000~2016年中国GPP年总量平均值为 6.74 PgC a^{-1} 。Running等^[31]利用MOD17算法模型模拟的2000~2010年中国GPP年总量平均值为 5.09 PgC a^{-1} 。Li等^[32]利用LUE模型模拟的2000~2009年中国GPP年总量平均值为 6.04 PgC a^{-1} 。Yao等^[33]模拟的1982~2015年中国GPP年总量平均值为 6.62 PgC a^{-1} 。本研究模拟的中国GPP相对较高,但与Zan等^[27]利用TL-LUE模型模拟的2007~2011年中国区域GPP年总量平均值 7.17 PgC a^{-1} 相差不大。这可能是由于研究的年份以及使用的GPP模型、数据有所不同。2003~2017年,中国GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年总量的变化范围分别为 $6.14 \sim 7.04$ 、 $7.24 \sim 7.76$ 和 $5.79 \sim 6.92 \text{ PgC a}^{-1}$ (图8)。GPP-GLASS年总量始终高于GPP-MCD15和GPP-GlobMap。GPP-GLASS年总量的多年平均值(7.46 PgC a^{-1})比GPP-MCD15(6.60 PgC a^{-1})和GPP-GlobMap(6.39 PgC a^{-1})分别高13.0%和16.7%。GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap在2003年差异最大,GPP-GLASS比GPP-MCD15和GPP-GlobMap分别高18.0%和25.3%。不同植被类型GPP-MCD15、GPP-GLASS和GPP-GlobMap年总量差异明显。对于森林,GPP-MCD15、GPP-



审图号:GS(2016)2886

图 6 2003~2017 年中国 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 年平均值(a~c)、差异(d~f)和变化趋势(g~i)的空间分布 (经过了 M-K 趋势检测,正值代表 GPP 有显著增加趋势 ($p < 0.05$),负值代表 GPP 有显著下降趋势 ($p < 0.05$),灰色代表没有显著变化趋势 ($p > 0.05$))

Fig.6 Spatial patterns of GPP-MCD15, GPP-GLASS and GPP-GlobMap and the differences between each two GPP and the trends of annual mean GPP in China during 2003 – 2017(after M-K trend detection, positive values represent significant increase trends ($p < 0.05$), negative values represent significant decrease trends ($p < 0.05$), gray represents no significant trends ($p > 0.05$))

GLASS 和 GPP-GlobMap 多年总量平均值分别为 3.03 Pg Ca^{-1} 、 3.45 Pg Ca^{-1} 和 3.33 Pg Ca^{-1} 。对于农田, GPP-GLASS 多年平均值最大, 为 2.79 Pg C a^{-1} , GPP-MCD15 次之, 为 2.39 Pg Ca^{-1} , GPP-GlobMap 最小, 为 2.20 Pg Ca^{-1} 。对于草地, GPP-GLASS 和 GPP-MCD15 年总量相差不大, 分别为 1.22 Pg Ca^{-1} 和 1.19 Pg Ca^{-1} , GPP-GlobMap (0.86 Pg Ca^{-1})

最小。

3.2.4 不同 LAI 模拟的中国 GPP 的年际变化差异

2003~2017 年, 中国 GPP 年总量呈显著增加趋势 ($P < 0.05$)。GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 年总量的年际变化斜率存在明显差异 (图 8)。GPP-GlobMap 年平均增长率最高 (0.069 Pg Ca^{-1} , $R^2 = 0.89$), GPP-MCD15 次之

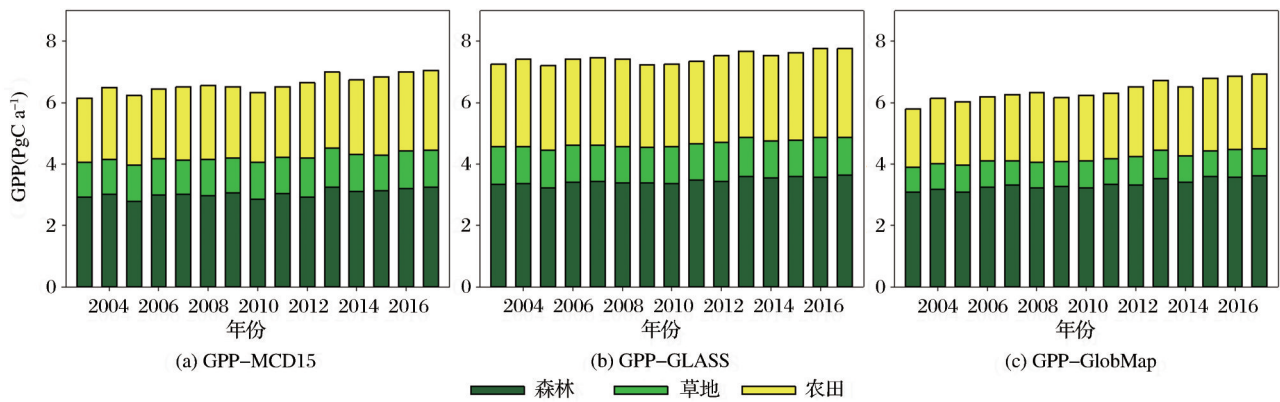


图7 2003~2017年中国GPP年总量

Fig.7 Annual total GPP of China during 2003~2017

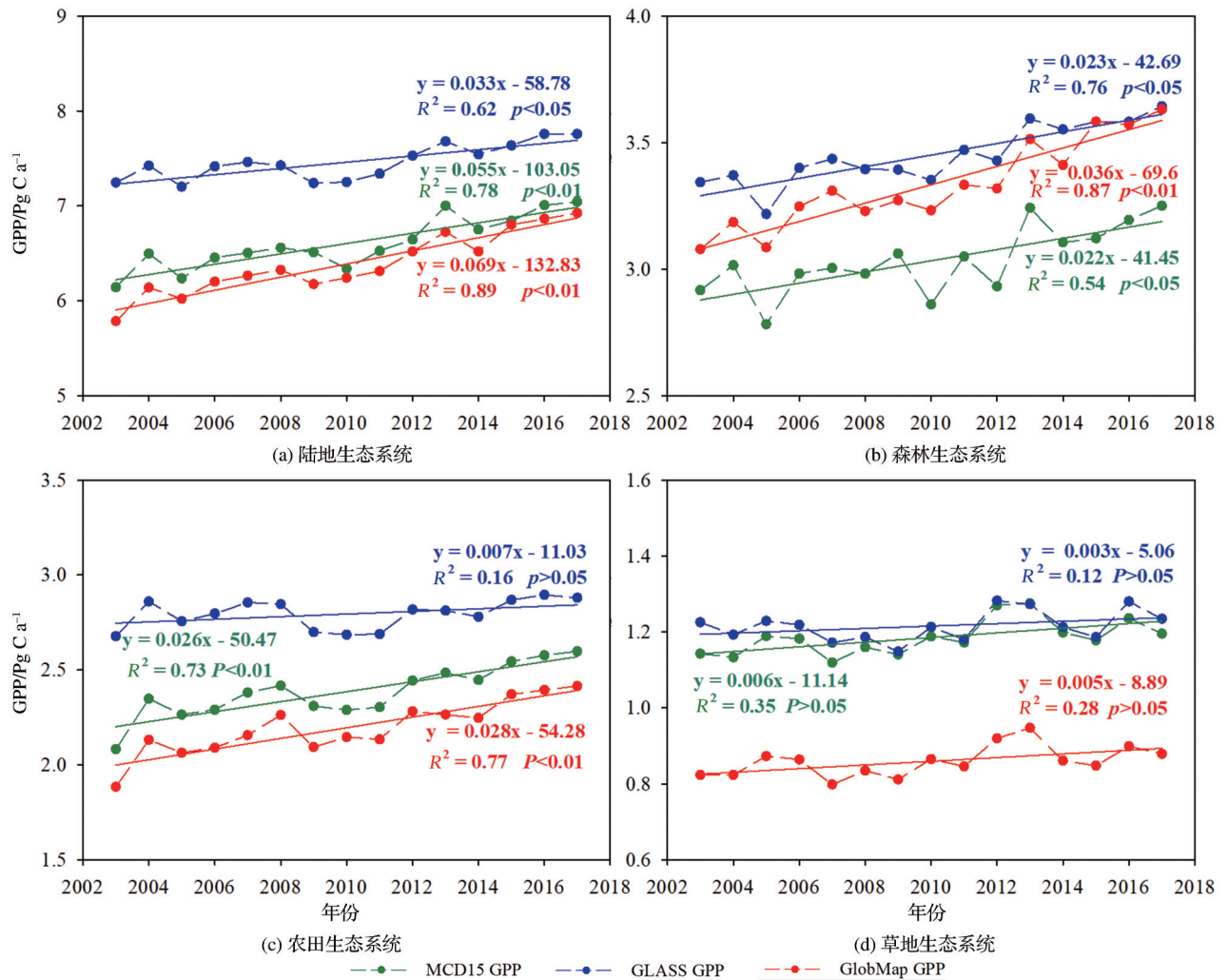


图8 2003~2017年中国GPP年总量年际变化

Fig.8 Interannual variation of China's annual total GPP during 2003~2017

($0.055 \text{ Pg C a}^{-1}$, $R^2=0.78$), GPP-GLASS 最低 (0.03 Pg C a^{-1} , $R^2=0.62$)。森林 GPP 的年平均增长率明显高于农田和草地。森林 GPP-GlobMap 的年平均增长率最高 ($0.036 \text{ Pg C a}^{-1}$, $R^2=0.87$)。农田 GPP-MCD15 和 GPP-GlobMap 有显著增加趋势 (p

<0.05), 而 GPP-GLASS 的增加趋势不显著 ($p>0.05$)。草地 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 变化趋势均不显著 ($p>0.05$)。

2003~2017年, 中国 GPP 整体呈增加趋势, 但是在 2008~2010 年间出现了持续多年的下降 (图 8),

干旱和温度异常等极端气候事件是造成 GPP 下降的主要原因^[34]。例如 2008 年中国南方低温冻雨天气,以及 2008~2010 年全国持续的干旱,直接导致这段时间内中国 GPP 持续下降^[30]。GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 年际波动存在明显差异(图 8)。GPP-GLASS 在 2008 年开始下降,此时 GPP-MCD15 和 GPP-GlobMap 都没有开始下降。2009 年 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 都表现出明显的下降趋势,并且 GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 的降幅最大。2010 年 GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 都开始增加,而 GPP-MCD15 仍然下降。森林 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 三者之间的年际波动差异均较大。农田和草地, GPP-MCD15 和 GPP-GlobMap 的较小, GPP-GLASS 与 GPP-MCD15 和 GPP-GlobMap 的年际波动的差异较大。

基于 TL-LUE 模型,使用相同的土地覆盖类型和气象数据,输入 3 种不同的 LAI 数据进行中国区 GPP 的模拟,3 种 LAI 数据之间的差异造成了不同 GPP 模拟结果空间格局和变化趋势的差异。在同一个区域输入数据的 LAI 值较大,最终模拟得到 GPP 的值也较大。LAI-GLASS 值整体上高于 LAI-MCD15 和 LAI-GlobMap,模拟结果 GPP-GLASS 值也是最大的, LAI 数据的差异是导致 GPP 模拟结果之间差异的最重要的原因。不同卫星遥感 LAI 数据之间存在一定的不确定性,在一定程度上 LAI 数据的不确定性会造成陆地生态系统 GPP 模拟结果的不确定性^[17]。因此,应该进一步研究 LAI 遥感数据,提高 LAI 数据的准确度,以降低 GPP 模拟结果的不确定性。

3.3 GPP 模拟结果的不确定性

许多学者对中国陆地生态系统 GPP 进行研究,然而,不同 GPP 模拟结果之间存在很大差异^[35]。GPP 模拟结果不确定性主要来源于以下 3 个方面^[36]:模型结构、模型参数和模型的输入数据。气候因子、CO₂ 的浓度的变化、氮沉降以及土地覆盖类型变化等都会对 GPP 产生影响^[37]。一些基于生态过程的 GPP 模型,考虑到其中一些因素的影响,在模型结构中引入相关的模块,但是 LUE 模型并没有考虑 CO₂ 的施肥效应、氮沉降作用、大气臭氧效应等因素的影响^[38],可能会导致 GPP 模拟结果的不确定性。另外模型的参数也会对 GPP 模拟结果产生重要影响, Yuan 等^[39]发现 LUE 模型中重要的模型参

数,最大光能利用效率的不确定性是导致植被 GPP 模拟精度不高的主要原因。本研究使用的模型参数是参考 Zhou 等^[25]利用全球 98 个通量站点数据优化得到的阴阳叶的最大光能利用效率,适用于全球范围,但是没有单独对中国区域进行再次优化,可能也会导致 GPP 模拟结果的不确定性。LAI 数据作为许多 GPP 模型的重要输入数据,会对陆地生态系统碳 GPP 模拟产生重要的影响, Zhao 等^[40]研究发现模型输入气象数据的准确性也会对 GPP 模拟结果产生重要影响。此外模型输入数据的分辨率、GPP 验证数据的尺度匹配等问题都会影响 GPP 模拟结果。因此,在今后的研究中需要进一步考虑不同模型、模型参数以及不同输入数据等对于 GPP 模拟结果的影响,从而减少 GPP 模拟结果的不确定性,提高 GPP 的模拟精度。

4 结 论

本研究比较了 3 种 LAI 数据(MODIS、GLASS 和 GlobMap)的时空差异。利用气象数据和 LAI 数据,基于两叶光能利用率模型(TL-LUE),模拟了 2003~2017 年中国 GPP,分析了不同 LAI 数据模拟 GPP 的时空差异。结果表明:

2003~2017 年 LAI-MCD15、LAI-GLASS 和 LAI-GlobMap 在中国年平均值的空间分布格局整体相似,但是在森林区域 3 种 LAI 数据之间差异较大。西南和东南的部分森林, LAI-GlobMap 年平均值明显高于 LAI-MCD15 和 LAI-GLASS, 华南的森林区域, LAI-GLASS 年平均值高于 LAI-MCD15。2003~2017 年中国 LAI 年平均值呈显著增加趋势,但 3 种 LAI 数据年平均值的空间分布存在明显差异。在北方大部分地区以及西南、华南等地区, 3 种 LAI 均显著增加,在长江下游等地区, 3 种 LAI 均显著下降,此外, LAI-GLASS 在南方的部分地区也有明显的下降趋势。3 种 LAI 数据年际变化存在差异, LAI-GlobMap 的年平均增长率最高, LAI-MCD15 次之, LAI-GLASS 最低, 森林 LAI 的年平均变化率明显高于农田和草地 LAI。

3 种 LAI 模拟的中国 GPP (GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap) 年平均值的空间分布特征相似,南方地区的森林和中部地区的农田 GPP 年平均值较高,西北地区的草地 GPP 年平均值较低。由于输入的 3 种 LAI 数据在不同区域的差异大不相同,导致 GPP 模拟结果在一些地区也存在较

大的差异。3种 LAI 数据在部分森林区域相差较大,3种 GPP 模拟结果 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 在这些地区的空间分布的差异也比较大。我国南部和东部森林区域,GPP-GlobMap 高于 GPP-MCD15 和 GPP-GLASS。在华北的农田区域,GPP-GLASS 高于 GPP-MCD15 和 GPP-GlobMap。北方地区以及西南、华南等地 GPP 均有显著增加趋势,南方部分地区,特别是长江下游地区,GPP 显著下降。GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 年总量存在明显差异。GPP-GLASS 年总量最高,GPP-MCD15 次之,GPP-GlobMap 最低。2003~2017 年中国 GPP 呈显著增加趋势,森林和农田 GPP 增加趋势明显,草地 GPP 的变化趋势并不显著。GPP-MODIS、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 的年际变化差异明显,GPP-GlobMap 年平均变化率最高,GPP-GLASS 最低。森林 GPP 的年平均变化率明显高于农田和草地 GPP 的年平均变化率。2008~2010 年 GPP-MCD15、GPP-GLASS 和 GPP-GlobMap 出现下降的时间和变化的幅度均有明显的差异。

致谢:感谢国家科技基础条件平台—国家地球系统科学数据共享平台(www.geodata.cn)和中国通量观测研究联盟 ChinaFLUX(www.chinaflux.org)提供数据!

参考文献(References):

- [1] Quere C L, Raupach M R, Canadell J G, *et al.* Trends in the Sources and Sinks of Carbon Dioxide[J]. *Nature Geoscience*, 2009, 2(12):831-836. doi: 10.1038/ngeo689.
- [2] Zhang Y, Xu M, Chen H, *et al.* Global Pattern of NPP to GPP Ratio derived from MODIS Data: Effects of Ecosystem Type, Geographical Location and Climate[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2009, 18(3): 280-290. doi: 10.1111/j.1466-8238.2008.00442.x.
- [3] Running S W. Climate Change Ecosystem Disturbance, Carbon, and Climate[J]. *Science*, 2008, 321(5889): 652-653. doi: 10.1126/science.1159607.
- [4] Pan Y, Birdsey R A, Fang J, *et al.* A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests[J]. *Science*, 2011, 333(6045):988-993. doi: 10.1126/science.1201609.
- [5] Turner D P, Ollinger S V, Kimball J S. Integrating Remote Sensing and Ecosystem Process Models for Landscape to Regional Scale Analysis of the Carbon Cycle[J]. *BioScience*, 2004, 54(6): 573-584. doi: 10.1641/0006-3568(2004)054[0573:IRSAEP]2.0.CO;2.
- [6] Field C B, Randerson J T, Malmstroem C M. Global Net Primary Production: Combining Ecology and Remote Sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 51(1): 77-88. doi: 10.1016/0034-4257(94)00066-V.
- [7] Chen J M, Black T A. Defining Leaf Area Index for Non-flat Leaves[J]. *Plant Cell and Environment*, 1992, 15(4): 421-429. doi: 10.1111/j.1365-3040.1992.tb00992.x.
- [8] Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, *et al.* Global Products of Vegetation Leaf Area and Fraction Absorbed PAR from Year One of MODIS Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1-2): 214-231. doi: 10.1016/S0034-4257(02)00074-3.
- [9] Liu Y, Liu R, Chen J M. Retrospective Retrieval of Long-term Consistent Global Leaf Area Index (1981-2011) from Combined AVHRR and MODIS Data[J]. *Journal of Geophysical Research*, 2012, 117(G0403). doi: 10.1029/2012JG002084.
- [10] Zhu Z, Bi J, Pan Y, *et al.* Global Data Sets of Vegetation Leaf Area Index (LAI) 3g and Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR) 3g Derived from Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI3g) for the Period 1981 to 2011[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 927-948. doi: 10.3390/rs5020927.
- [11] Xiao Z, Liang S, Wang J, *et al.* Use of General Regression Neural Networks for Generating the GLASS Leaf Area Index Product from Time-series MODIS Surface Reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(1):209-223. doi: 10.1109/TGRS.2013.2237780.
- [12] Baret F, Weiss M, Lacaze R, *et al.* GEOV1: LAI and FAPAR Essential Climate Variables and FCOVER Global Time Series Capitalizing over Existing Products. Part1: Principles of Development and Production[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 137: 299-309. doi: 10.1016/j.rse.2012.12.027.
- [13] Fang H, Baret F, Plummer S, *et al.* An Overview of Global Leaf Area Index (LAI): Methods, Products, Validation, and Applications[J]. *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(3): 739-799. doi: 10.1029/2018RG000608.
- [14] Zhang Y, Song C, Band L, *et al.* Reanalysis of Global Terrestrial Vegetation Trends from MODIS Products: Browning or Greening? [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191:145-155. doi: 10.1016/j.rse.2016.12.018.
- [15] Xiao Z, Liang S, Jiang B. Evaluation of Four Long Time-series Global Leaf Area Index Products[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 246: 218-230. doi: 10.1016/j.

- agrformet.2017.06.016.
- [16] Jiang C, Ryu Y, Fang H, *et al.* Inconsistencies of Interannual Variability and Trends in Long-term Satellite Leaf Area Index Products[J]. *Global Change Biology*, 2017, 23(10): 4133-4146. doi: 10.1111/gcb.13787.
- [17] Liu Y, Xiao J, Ju W, *et al.* Satellite-derived LAI Products Exhibit Large Discrepancies and Can Lead to Substantial Uncertainty in Simulated Carbon and Water Fluxes[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 206:174-188. doi: 10.1016/j.rse.2017.12.024.
- [18] Xie X, Li A, Jin H, *et al.* Assessment of Five Satellite-derived LAI Datasets for GPP Estimations through Ecosystem Models[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 690: 1120-1130. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.516.
- [19] Fang H, Wei S, Liang S. Validation of MODIS and CYCLOPES LAI Products Using Global Field Measurement Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 119: 43-54. doi: 10.1016/j.rse.2011.12.006.
- [20] Xiao Z, Liang S, Wang J, *et al.* Use of General Regression Neural Networks for Generating the GLASS Leaf Area Index Product from Time Series MODIS Surface Reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1):209-223. doi: 10.1109/TGRS.2013.2237780.
- [21] Xiao Z, Liang S, Wang J, *et al.* Long Time-series Global Land Surface Satellite(GLASS) Leaf Area Index Product Derived from MODIS and AVHRR Surface Reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(9):5301-5318. doi:10.1109/TGRS.2016.2560522.
- [22] Liu Yibo. The Spatial and Temporal Variations of Water Use Efficiency in China's Terrestrial Ecosystems Simulated Using Remote Sensing and a Process-based Model[D]. Nanjing: Nanjing University, 2015.[柳艺博. 基于遥感和过程模型的中国陆地生态系统水分利用效率时空变化特征研究[D]. 南京: 南京大学, 2013.]
- [23] Yu G, Wen X, Sun X, *et al.* Overview of ChinaFLUX and Evaluation of Its Eddy Covariance Measurement[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 137(3-4): 125-137. doi: 10.1016/j.agrformet.2006.02.011.
- [24] He M, Zhou Y, Ju W, *et al.* Development of a Two-leaf Light Use Efficiency Model for Improving the Calculation of Terrestrial Gross Primary Productivity[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 173: 28-39. doi: 10.1016/j.agrformet.2013.01.003.
- [25] Zhou Y, Wu X, Ju W, *et al.* Global Parameterization and Validation of a Two-leaf Light Use Efficiency Model for Predicting Gross Primary Production across FLUXNET Sites[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2015, 121(4):1045-1072. doi: 10.1002/2014JG002876.
- [26] Wu Xiaocui. Impacts of Changes in Solar Radiation on Terrestrial Gross Primary Productivity in China[D]. Nanjing: Nanjing University, 2015.[吴小翠. 中国地区辐射变化对陆地生态系统总初级生产力的影响[D]. 南京: 南京大学, 2015.]
- [27] Zan M, Zhou Y, Ju W, *et al.* Performance of a Two-leaf Light Use Efficiency Model for Mapping Gross Primary Productivity against Remotely Sensed Sun-induced Chlorophyll Fluorescence Data[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 613:977-989. doi: 10.1016/j.agrformet.2013.01.003.
- [28] Shan Liang, Zhou Yanlian. Consistency Analysis of Global GPP Products and GPP Simulated by Two-leaf Light Use Efficiency Model[J]. *Journal of Shanxi Normal University(Natural Science Edition)*, 2019, 47(3):103-114.[单良, 周艳莲. 两叶光能利用率模拟结果与全球GPP产品的时空一致性[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2019, 47(3):103-114.]
- [29] Zheng Y, Shen R, Wang Y, *et al.* Improved Estimate of Global Gross Primary Production for Reproducing Its Long-term Variation, 1982-2017[J]. *Earth System Science Data Discussion*, 2019, in Review. doi: 10.5194/essd-2019-126.
- [30] Ma J, Xiao X, Miao R, *et al.* Trends and Controls of Terrestrial Gross Primary Productivity of China during 2000-2016[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(084032). doi: 10.1088/1748-9326/ab31e4.
- [31] Running S W, Nemani R R, Heinsch F A, *et al.* A Continuous Satellite-derived Measure of Global Terrestrial Primary Production[J]. *BioScience*, 2004, 54(6): 547-560. doi: 10.1641/0006-3568(2004)054[0547:ACSMOG]2.0.CO;2.
- [32] Li X, Liang S, Yu G, *et al.* Estimation of Gross Primary Production over the Terrestrial Ecosystems in China[J]. *Ecological Modelling*, 2013, 261: 80-92. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2013.03.024.
- [33] Yao Y, Wang X, Li Y, *et al.* Spatiotemporal Pattern of Gross Primary Productivity and Its Covariation with Climate in China over the Last Thirty Years[J]. *Global Change Biology*, 2018, 24(1):184-96. doi: 10.1111/gcb.13830.
- [34] Chen W, Zhu D, Huang C, *et al.* Negative Extreme Events in Gross Primary Productivity and Their Drivers in China during the Past Three Decades[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 275: 47-58. doi: 10.1016/j.agrformet.2019.05.002.
- [35] Li X, Zhu Z, Zheng H, *et al.* Estimation of Gross Primary Production in China (1982 - 2010) with Multiple Ecosystem Models[J]. *Ecological Modelling*, 2016, 324: 33-44. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2015.12.019.
- [36] Verbeeck H, Samson R, Verdonck F, *et al.* Parameter Sensitivity and Uncertainty of the Forest Carbon Flux Model

- FORUG: A Monte Carlo Analysis [J]. *Tree Physiology*, 2006, 26(6):807–817. doi: 10.1093/treephys/26.6.807.
- [37] Chen J M, Ju W, Ciais P, *et al.* Vegetation Structural Change Since 1981 Significantly Enhanced the Terrestrial Carbon Sink[J]. *Nature Communications*, 2019, 10(4259). doi: 10.1038/s41467-019-12257-8.
- [38] Smith W K, Reed S C, Cleveland C C, *et al.* Large Divergence of Satellite and Earth System Model Estimates of Global Terrestrial CO₂ Fertilization[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(3):306–310. doi: 10.1038/nclimate2879.
- [39] Yuan W, Cai W, Xia J, *et al.* Global Comparison of Light Use Efficiency Models for Simulating Terrestrial Vegetation Gross Primary Production based on the LaThuile Database [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2014, 192: 108–120. doi: 10.1016/j.agrformet.2014.03.007.
- [40] Zhao M, Running S W, Nemani, R R. Sensitivity of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) Terrestrial Primary Production to the Accuracy of Meteorological Reanalyses[J]. *Journal of Geophysical Research Biogeoscience*, 2006, 111(G01002). doi: 10.1029/2004JG000004.

Spatial and Temporal Differences of GPP Simulated by Different Satellite-derived LAI in China

Hou Jiyu¹, Zhou Yanlian¹, Liu Yang²

(1.School of Geography and Ocean science, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210023, China;

2.Institute of Geographical Sciences and Resources, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Terrestrial Gross Primary Production (GPP) is a key component of the carbon cycle, which represents the ability of plants to absorb and fix CO₂ in the atmosphere. Light Use Efficiency (LUE) model is commonly used in regional simulation of GPP. Leaf Area Index (LAI) is a key input data in TL-LUE model. There are great spatial and temporal difference between various LAI data. Difference in spatial and temporal patterns between GPP simulations derived with different LAI needs to be investigated further. In this study, three satellite-derived LAI data, MCD15, GLASS and GlobMap, were used to simulate GPP in China from 2003 to 2017. Firstly, three LAI data were compared to investigate the difference in the spatial and temporal patterns. Then, GPP simulated by three LAI data were compared to investigate the difference. Results showed that spatial and temporal patterns of LAI differed substantially among different LAI data, and there were great differences in forest regions. Averaged annual value of three LAI data showed significant increasing trends from 2003 to 2017 ($p < 0.01$). However, the interannual variation of the annual mean value of different LAI data were obviously different. The GPP simulated by GLASS LAI had high correlation with EC GPP. Mean annual total GPP in China simulated with different LAI data has great difference, varied from 6.39 Pg C a⁻¹ (GlobMap) to 7.46 Pg C a⁻¹ (GLASS). Annual total GPP in China simulated by three LAI data showed significant increasing trends from 2003 to 2017 ($p < 0.05$). However, the interannual variation of different annual total GPP were obviously different. The spatial and temporal patterns of GPP differed substantially among different simulated GPP, and there were great differences in forest and crop regions. This study was helpful to assess the uncertainties of regional GPP simulation derived from input data.

Key words: Leaf Area Index (LAI); Gross Primary Productivity (GPP); Two Leaf Light Use Efficiency (TL-LUE) model; Spatial and temporal difference