

DOI: 10.5846/stxb202107051782

王苗苗, 王绍强, 陈斌, 张心怡, 赵健. 2020—2050 年 CO₂ 施肥效应促进全球陆地生态系统碳吸收. 生态学报, 2023, 43(6): 2408-2418.

Wang M M, Wang S Q, Chen B, Zhang X Y, Zhao J. CO₂ fertilization promoting the carbon uptake of global terrestrial ecosystems in 2020—2050. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(6): 2408-2418.

2020—2050 年 CO₂ 施肥效应促进全球陆地生态系统碳吸收

王苗苗^{1,2}, 王绍强², 陈斌², 张心怡¹, 赵健^{1,*}

1 福建省农业科学院数字农业研究所, 福州 350001

2 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101

摘要: CO₂ 施肥效应是全球变绿的主要原因, 随着大气中 CO₂ 浓度的持续增加, 预估未来气候变化条件下, CO₂ 施肥效应对陆地生态系统的影响对减缓全球气候变化具有重大意义。基于未来气候情景数据和 Farquhar 模型, 并结合生态过程模型 BEPS (Boreal Ecosystem Productivity Simulator), 量化研究 2020—2050 年 CO₂ 施肥效应对全球叶面积指数 (LAI) 和总初级生产力 (GPP) 的影响。研究结果显示 2020—2050 年, 在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下, CO₂ 施肥效应导致的 LAI 年际变化趋势分别为 0.002、0.003 和 0.005 m²m⁻²a⁻¹; 三个气候情景下 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响为 CO₂ 每增加 0.1%, LAI 平均增加约 8.1%—9.2%, 由此导致 GPP 对应增加 7.9%—14.6%; 由 CO₂ 施肥效应导致的全球 LAI 的增加对未来 GPP 年际变化趋势的贡献分别为 66.7%、48.7% 和 57.1%。表明在未来气候变化情景下, LAI 的增加仍然主要受 CO₂ 施肥效应的影响, CO₂ 施肥效应导致的 LAI 的增加将显著促进全球陆地生态系统碳吸收。

关键词: CO₂ 施肥效应; 叶面积指数; 总初级生产力; BEPS 模型

CO₂ fertilization promoting the carbon uptake of global terrestrial ecosystems in 2020—2050

WANG Miaomiao^{1,2}, WANG Shaoqiang², CHEN Bin², ZHANG Xinyi¹, ZHAO Jian^{1,*}

1 Institute of Digital Agriculture, Fujian Academy of Agricultural Sciences, Fuzhou 350001, China

2 Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: CO₂ fertilization is the main reason for global greening. With the persistent increase in CO₂ concentration, it is critically significant to evaluate the effect of CO₂ fertilization on the global terrestrial ecosystem. Gross primary productivity (GPP) quantifies the photosynthetic uptake of carbon by terrestrial ecosystems, and it is the basis of the global carbon cycle. Leaf area index (LAI) is a vegetation structural parameter that modulates the interaction between the land surface and the atmosphere and therefore is used in many terrestrial biosphere models. LAI is a critical parameter for leaf-to-canopy upscaling in the terrestrial biosphere models at the regional and global scales. Therefore, a reliable estimation of CO₂ fertilization on LAI is crucial for understanding and predicting the terrestrial carbon cycle under future climate change. Due to the complexity and spatiotemporal difference in the global terrestrial ecosystems, there are still large uncertainties in simulating global LAI based on phenology and carbon dynamic allocation in Earth system models. Thus, in this study, we used the future scenario climate data, combined with the Farquhar and Boreal Ecosystem Productivity Simulator (BEPS)

基金项目: 福建省自然科学基金面上项目 (2021J01502); 福建省农业科学院自由探索科技创新项目 (ZYTS202233); 福建省农业高质量发展协同创新工程 (XTCXGC2021015); 福建省智慧农业科技创新团队 (CXTD2021013-1)

收稿日期: 2021-07-05; **网络出版日期:** 2022-11-08

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhaojian@faas.cn

model to investigate the effect of CO₂ fertilization on the global LAI and GPP during 2020—2050. The results showed that for RCP2.6, RCP4.5, and RCP8.5 scenarios, the CO₂ fertilization led to the global LAI interannual trends were 0.002, 0.003, and 0.005 m⁻²m⁻²a⁻¹, respectively. The LAI increased 8.1%—9.2%, resulting in a corresponding increase in GPP of 7.9%—14.6% per 0.1% CO₂ concentration. The contributions of LAI to the global terrestrial ecosystem GPP were 66.7%, 48.7%, and 57.1%, respectively. It shows that CO₂ fertilization is still the primary reason for increasing LAI under future climate scenarios. The increase of LAI caused by CO₂ fertilization will significantly promote the carbon uptake of global terrestrial ecosystems.

Key Words: CO₂ fertilization; leaf area index; gross primary production; BEPS model

大气中 CO₂ 浓度升高导致的全球气候变暖是人类共同关注的问题,根据未来不同 CO₂ 排放情景的预估表明大气中累积的 CO₂ 排放量将进一步增加,年增长率约为 0.002%^[1-2],CO₂ 浓度的增加将会促进植被生长并增加陆地生态系统生产力^[3-4]。总初级生产力(Gross Primary Productivity, GPP)表示单位时间、单位面积内植物通过光合作用所固定的有机碳总量,是陆地生态系统碳循环的基础^[5-7],预估未来气候变化条件下 CO₂ 施肥效应对全球陆地生态系统 GPP 的影响具有重大意义。

陆地生态系统模型是研究区域陆地生态系统生产力最重要的研究手段^[6,8]。叶面积指数(Leaf area index, LAI)是陆地生态系统模型的关键输入参数^[9-10]。LAI 定义为单位面积内总绿叶面积的一半^[9],控制着许多冠层尺度的生化过程,如辐射吸收、光合作用、降水截留和蒸散等。陆地生态系统模型根据 LAI 的获取方式分为诊断模型和预测模型。诊断模型基于遥感的 LAI 作为模型输入数据,并结合复杂程度各异的经验算法,用于模拟区域乃至全球陆地生态系统碳水通量。而预测模型一般通过给定的气候和土壤条件模拟植被结构参数(LAI)和生长过程,进而模拟陆地生态系统碳循环^[11]。有研究表明,相对于预测模型,基于 LAI 驱动的诊断模型 BEPS(Boreal Ecosystem Productivity Simulator)模型可以很好地用于模拟全球陆地生态系统生产力^[12]。

许多研究表明区域和全球植被正在变绿,大气 CO₂ 浓度增加被认为是全球变绿,即 LAI 增加的主要原因之一^[13-15]。比如,大气 CO₂ 富集实验(FACE)表明 CO₂ 施肥效应对 LAI 影响大约为 CO₂ 每升高 0.1%,LAI 增加约 0.6%—24.1%^[16]。TRENDY2 模型模拟结果表明 CO₂ 每升高 0.1%,全球 LAI 对应增加 10.2%—20.7%^[3]。2001—2017 年 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 的影响为 CO₂ 每升高 0.1%,LAI 大约增加 13.4% (除热带常绿针叶林外)^[17]。而 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响被认为是模型模拟陆地生态系统碳循环对气候变化影响的主要不确定性因子^[18]。因此,准确预估未来气候变化条件下 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响对全球陆地生态系统碳循环研究至关重要。但是未来气候变化条件下,CO₂ 浓度增加对全球 LAI 的效应及其对 GPP 的影响仍不明晰。

陆地生态系统碳循环对大气 CO₂ 浓度增加的响应主要是通过叶片羧化速率的影响,大气 CO₂ 浓度增加通过刺激叶片羧化速率增加 GPP 和 NPP,进而通过增加碳分配到叶片的量而增加 LAI^[19]。相对于积温法和碳动态平衡法,利用模型直接估算 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 的影响,有利于减少未来全球陆地生态系统生产力的不确定性。其中,Farquhar 模型通过羧化和电子传递能力间的共同限制模拟植被的光合作用,可以用于模拟光照和 CO₂ 对光合作用的影响^[18]。Wang 等^[17]研究表明 Farquhar 模型可以有效的用于模拟 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 年际变化趋势的影响,结合气候因子、土壤因子和 Farquhar 模型可以有效重构过去全球 LAI 的季节和年际变化趋势,为有效地预估未来全球 LAI 时空格局提供了新思路,并且可以为生态系统模型估算未来陆地生态系统生产力提供可靠的 LAI 输入源。Wang 等^[17]构建的方法成功的用于重构过去全球 LAI 季节和年际变化趋势,暂未用于构造未来气候变化条件下全球陆地生态系统的 LAI,且未用于探讨 CO₂ 施肥效应导致的 LAI 增加量对未来 GPP 年际变化趋势的影响。因此,本研究基于未来气候情景数据,结合 Farquhar 模型,采用 Wang 等^[17]的全球 LAI 构造方法,生成 2020—2050 年不同气候情景下全球月尺度的 LAI 数据,并结

合 BEPS 模型,预估 2020—2050 年全球陆地生态系统 GPP 时空格局,量化研究未来气候变化条件下,CO₂ 浓度增加对 LAI 的作用及 CO₂ 施肥效应导致的 LAI 增加量对 GPP 年际变化趋势的影响。

1 数据来源

1.1 气象数据

研究中使用 CMIP5 (Coupled Model Intercomparison Project Phase 5) (<https://esgf-node.llnl.gov/projects/cmip5/>) 中的 MRI-CGCM3 模型结果作为未来预估的气候驱动数据。在 CMIP5 界面的高级检索中选择 MRI-CGCM3 模型中对应的气象数据。为了对未来气候作出评估,IPCC 为第五次评估报告制定了四个代表性的代表浓度路径(RCP: Representative concentration Pathways)^[20]。研究中采用 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 三个气候情景下的温度、降水、辐射和相对湿度来模拟未来全球陆地生态系统的 LAI 和 GPP 时空格局,该数据集的空间分辨率 1.125°(经度)×1.12148°(纬度)。本研究将所有的气候数据采用最邻近法统一重采样成 0.5°×0.5°空间分辨率的栅格数据。

1.2 遥感 LAI 数据

本研究使用的遥感 LAI 是全球 GLOBMAP_v3 数据(<https://zenodo.org/badge/latestdoi/269540368>)。其中,2001—2018 年的全球 LAI 数据是基于全球 4 尺度几何光学模型,通过 MOD09A1 C6 地表反射率产品,基于 GLOBCARBON LAI 算法的视角中反演得到的全球 LAI 数据产品^[21]。GLOBMAP LAI 数据集的空间分辨率为 0.072727°×0.072727°,时间分辨率为 8 d。研究中心将 LAI 数据重采样成 0.5°×0.5°空间分辨率数据。

2 研究方法

2.1 2020—2050 年 LAI 计算方法

Wang 等^[17]研究表明使用温度、降水、辐射和土壤湿度可以解释 93.0% 全球 LAI 季节变化趋势,且 Farquhar 模型可以有效地用于模拟 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 的影响。本研究采用 Wang 等^[17]的研究方法,结合温度、降水、辐射、土壤湿度和 Farquhar 模型,构建 2020—2050 年月尺度全球陆地生态系统 LAI 数据集。研究按 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 三个气候情景数据,以及是否考虑 CO₂ 施肥效应对 LAI 年际变化趋势的影响,共生成了 6 套不同的 LAI 产品,分别为 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下对应的 RLAI、RLAI_{co₂}数据集。

2.1.1 RLAI 计算

首先利用 2001—2018 年月尺度 GLOBMAP LAI 数据在不同季节分别建立 LAI 和气候因子(温度、降水、辐射和土壤湿度)的多元线性回归方程,得到各个因子的回归系数。并利用得到的多元回归系数,分别计算每个季节内对应月份的 LAI 值,得到 2020—2050 年全球月尺度 RLAI 数据集。

$$RLAI(j) = f_{T_j}x_{T_j} + f_{P_j}x_{P_j} + f_{R_j}x_{R_j} + f_{S_j}x_{S_j} + \varepsilon_j \quad (1)$$

其中 RLAI_j 季节 *j* 内的仅由气候因子计算得到的月 LAI 值; x_{T_j} 、 x_{P_j} 、 x_{R_j} 和 x_{S_j} 代表对应季节的月均大气温度、总降水量、总太阳辐射和月均土壤湿度; f_{T_j} 、 f_{P_j} 、 f_{R_j} 和 f_{S_j} 为对应的回归系数,详见 Wang 等^[17]。

2.1.2 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响

2020—2050 年 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 三个气候情景下的 CO₂ 浓度分别升高至 0.44%、0.48% 和 0.54%,相对于 2020 年分别增加 0.03%、0.07% 和 0.12%,未来 CO₂ 年际变化趋势如图 1 所示。研究将以 2001—2018 年 LAI 和 GPP 均值为基准,探讨未来气候变化条件下,CO₂ 浓度升高对 LAI 的作用及其对 GPP 的影响。

研究采用 Farquhar 模型^[22] 探讨未来气候变化条件下 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 的影响。

$$x(i) = \{f_p(i) [\xi_{L_{1,1}} \bar{L}_{1,1}(i) \Delta C_a] + (1 - f_p(i)) [\xi_{L_{1,2}} \bar{L}_{1,2}(i) \Delta C_a]\} \quad (2)$$

式中,*i* 代表年份, $x(i)$ 为大气 CO₂ 浓度对 LAI 的影响。 f_p 为受电子传递速率限制的冠层光合作用的系数。 ΔC_a 代表 CO₂ 浓度的年际变化量。 $\bar{L}_{1,1}$ 和 $\bar{L}_{1,2}$ 代表 CO₂ 浓度变化对 LAI 的影响系数, $\xi_{L_{1,1}}$ 和 $\xi_{L_{1,2}}$ 分别为 $\bar{L}_{1,1}$ 和

$\bar{L}_{1,2}$ 日变化和季节变化的校正系数。各参数取值细节详见 Ju 等^[22]。

$$RLAI_{CO_2}(i) = RLAI_{CO_2}(i-1) \frac{2 + \chi(i)}{2 - \chi(i)} \quad (3)$$

将 CO₂ 施肥效应对 LAI 年际变化趋势的影响嵌入到 RLAI 中,得到 RLAI_{CO₂}。其中 RLAI 在 2001 年的值作为 RLAI_{CO₂} 第一年的值。关于 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响细节详见 Ju 等^[23] 和 Wang 等^[17]。由于 Wang 等^[17] 研究显示热带常绿阔叶林 LAI 的季节性变化并不明显,以及该区域常年多云多雨的特点,并不适合基于逐像元的 LAI 构建。因此,本研究不包括热带常绿阔叶林。

2.2 BEPS 模型简介

BEPS 模型是基于 FOREST-BGC 模型发展起来的生态过程机理模型。BEPS 模型最主要的特点是在模拟冠层尺度的光合作用时将冠层叶片分为阴叶和阳叶^[24],分别模拟对应的光合作用。BEPS 模型已被逐渐推广应用于中国^[25,26]、北美^[27,28]以及全球^[5,9]。许多研究都使用通量站点观测数据验证 BEPS 模型模拟结果的准确性,结果表明 BEPS 模型可以很好地用于模拟区域及全球陆地生态系统生产力^[9,29]。

BEPS 模型中冠层的光合速率计算为:

$$A_{canopy} = A_{sun} LAI_{sun} + A_{shade} LAI_{shade} \quad (4)$$

$$LAI_{sun} = 2\cos\theta \left(1 - \exp\left(-\frac{0.5\Omega LAI}{\cos\theta} \right) \right) \quad (5)$$

$$LAI_{shade} = LAI - LAI_{sun} \quad (6)$$

$$GPP = A_{canopy} \times \text{日长} \times C_{GPP} \quad (7)$$

式中, A_{canopy} 、 A_{sun} 和 A_{shade} 分别代表整个冠层、阳叶和阴叶的日光合速率; LAI_{sun} 和 LAI_{shade} 分别代表阳叶和阴叶的叶面积指数; θ 代表太阳高度角; Ω 代表叶片聚集度(与地表覆盖类型有关); C_{GPP} 代表转换系数。

基于上述得到的 2020—2050 年全球月尺度 LAI 数据集,结合 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下的温度、降水、辐射、相对湿度等数据,运用 BEPS 模型分别模拟三种气候情景下 2020—2050 年全球陆地生态系统 GPP 的时空格局。

3 结果

3.1 2020—2050 年全球 LAI 年际变化趋势

2020—2050 年仅有气候数据得到的 LAI(RLAI)在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下均无显著的变化趋势($P>0.5$),而当加入 CO₂ 浓度影响后得到的 LAI(RLAI_{CO₂})年际变化趋势分别为 0.002、0.003 和 0.005 $m^{-2}m^{-2}a^{-1}$ (图 2),表明相对于未来气候变化,CO₂ 施肥效应仍然是 LAI 增加的主要原因之一。

2020—2050 年在三种气候情景下,仅基于气候因子计算得到的 LAI 的年际变化趋势在空间分布上均不明显(图 3)。部分显著增加区域的 LAI 年际变化趋势小于 0.003 $m^{-2}m^{-2}a^{-1}$,且在南美洲东部的部分地区、印度部分地区以及北美洲部分地区, LAI 有降低的趋势。当在加入 CO₂ 浓度的影响后,在 RCP2.6 气候情景下,全球大部分植被覆盖区的 LAI 呈现显著的增加趋势,但年际变化趋势小于 0.003 $m^{-2}m^{-2}a^{-1}$ 。对于 RCP4.5,全球大部分植被覆盖区的 LAI 均具有显著增加趋势,尤其在亚洲东南部、北美洲中东部、南美洲中部以及非洲中部地区, LAI 的年均增加趋势大于 0.006 $m^{-2}m^{-2}a^{-1}$ 。对于 RCP8.5,全球 LAI 显著增加区域均高于 RCP2.6 和 RCP4.5,其中在亚洲东南部、欧洲部分区域、北美洲东南部以及南美洲的中南部地区, LAI 的年际变化趋势大于 0.009 $m^{-2}m^{-2}a^{-1}$ 。

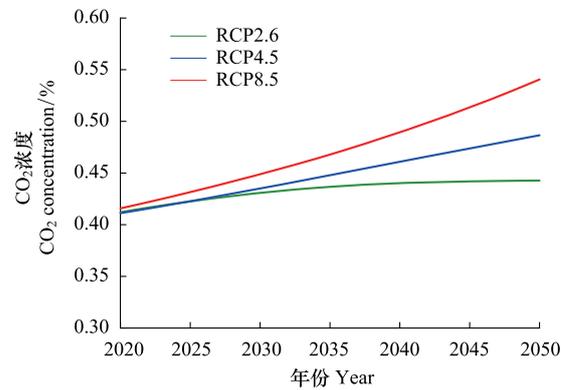


图 1 2020—2050 年 CO₂ 浓度变化量

Fig.1 The time series of CO₂ concentrations during 2020—2050

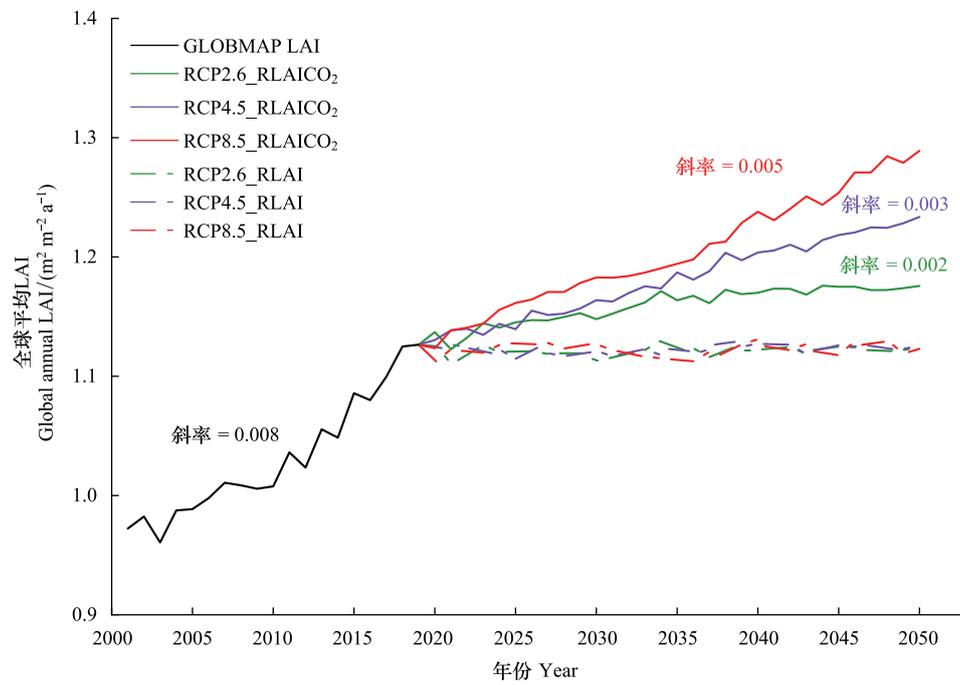


图2 全球 LAI 年际变化趋势

Fig.2 Area weighted annual averaged LAI time series

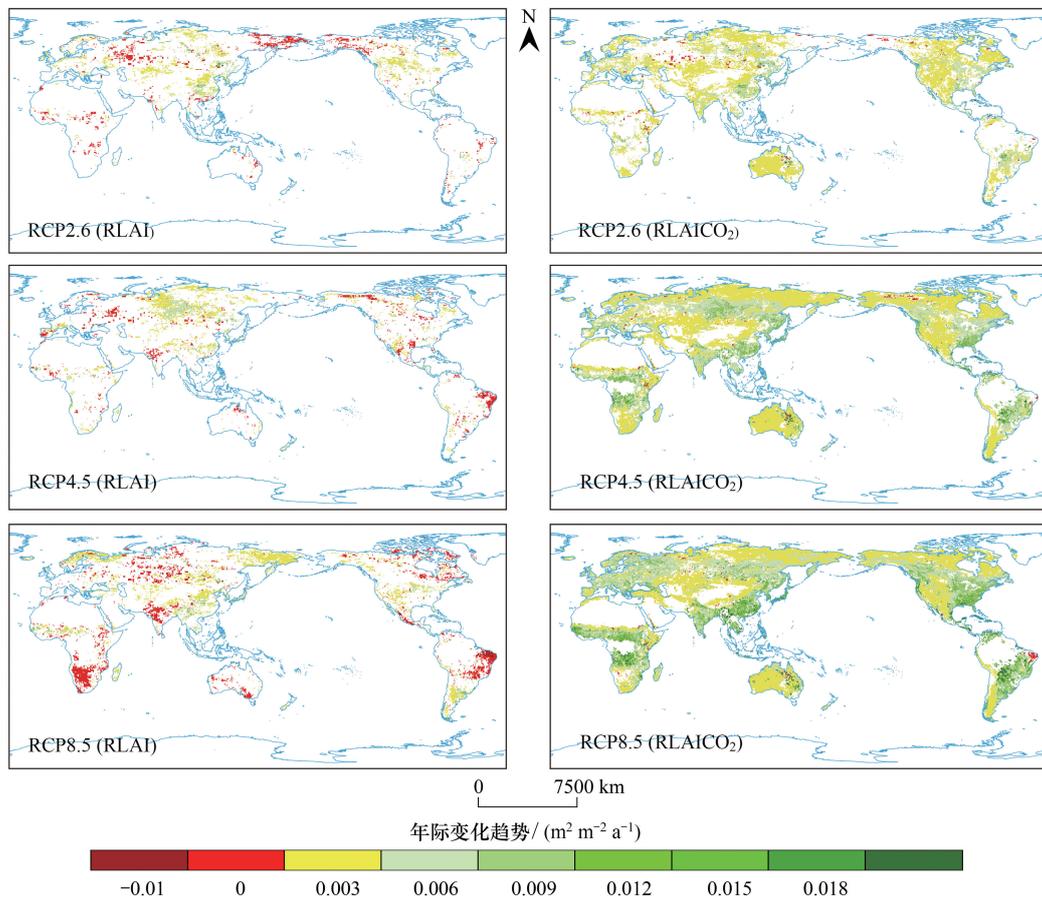


图3 2020—2050 年 RLAI 和 RLAIco₂ 年际变化趋势空间分布

Fig.3 The spatial pattern of the trends in the global annual RLAI and RLAIco₂ during 2020—2050

3.2 2020—2050 年全球 GPP 年际变化趋势

基于 BEPS 模型模拟结果表明 2020—2050 年在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 三种气候情景下,仅由气候因子得到的 LAI (RLAI) 驱动 BEPS 模型得到的结果显示 2020—2050 年全球年均 GPP 值分别为 68.8 PgC/a、70.5 PgC/a 和 70.6 PgC/a,此时三种气候情景下 GPP 的年际变化趋势分别为 0.14 PgC/a、0.20 PgC/a 和 0.27 PgC/a (图 4)。当使用考虑了 CO₂施肥效应对 LAI 影响后得到的 RLAIco₂驱动模型后得到的 2020—2050 年全球陆地生态系统在不同气候情景下的年均 GPP 值分别为 73.2 PgC/a、72.9 PgC/a 和 76.7 PgC/a,对应的 GPP 年际变化趋势分别为 0.42 PgC/a、0.39 PgC/a 和 0.63 PgC/a。其中,CO₂施肥效应导致的 LAI 的增加对 GPP 年际变化在三个不同气候情景下的贡献量分别为 66.7%、48.7% 和 57.1%。说明对于未来气候变化条件下,CO₂施肥效应导致的 LAI 增加量将显著促进全球陆地生态系统碳吸收。

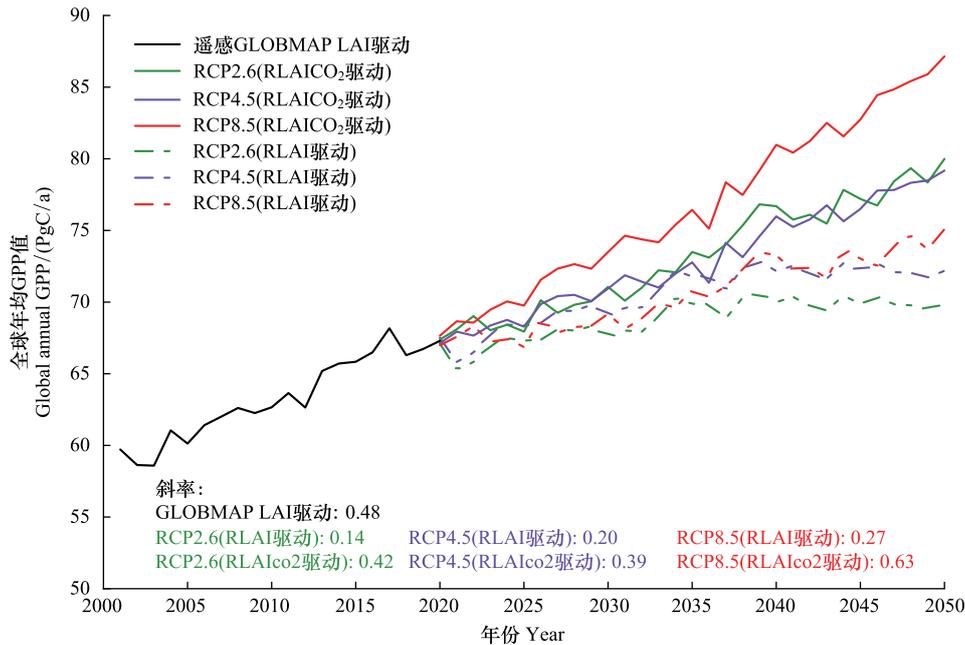


图 4 不同气候情景下全球 GPP 年际变化趋势

Fig.4 Annual GPP time series in different climate scenario

2020—2050 年全球 GPP 年际变化趋势的空间分布表明在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下,2020—2050 年全球陆地生态系统大部分区域的 GPP 年际变化趋势均呈显著上升趋势(图 5)。在 RCP2.6 气候情景下,2020—2050 年全球陆地生态系统 GPP 的年际变化趋势的空间分布并不明显,此时大部分 GPP 显著变化区域的 GPP 年均增量小于 $6 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。对于 RCP4.5 气候情景下,当使用 RLAIco₂驱动模型得到的 GPP 较基于 RLAI 的模拟结果增加面积显著增多,其中在南美洲北部、非洲中部地区以及北半球的中—高纬度地区 GPP 的增加趋势大于 $9 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。

在 RCP8.5 气候情景下,由 RLAI 驱动的模拟结果表明,在南美洲中北部、非洲中部地区、亚洲东南部、欧洲、北美洲中东部以及北半球高纬度部分地区,GPP 的年际变化趋势大于 $12 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$ 。基于 RLAIco₂驱动的结果表明,在南美洲中北部、非洲中部、亚洲东南部、欧洲、北美洲和北半球高纬度部分地区的 GPP 年均增加量大于 $18 \text{ gC m}^{-2} \text{ a}^{-1}$,较 RCP2.6 和 RCP4.5 显著提高。表明基于 RLAIco₂驱动的结果较基于 RLAI 驱动得到的结果在 GPP 显著增加趋势上有明显增加。

3.3 CO₂施肥效应对全球 LAI 和 GPP 的影响

对于全球 LAI,在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下,CO₂施肥效应导致的 LAI 相对于 2001—2018 年年均值的增加量分别为 $0.04 \text{ m}^{-2} \text{ m}^{-2}$ 、 $0.10 \text{ m}^{-2} \text{ m}^{-2}$ 和 $0.15 \text{ m}^{-2} \text{ m}^{-2}$ (图 6)。CO₂施肥效应对 LAI 的影响随着年份

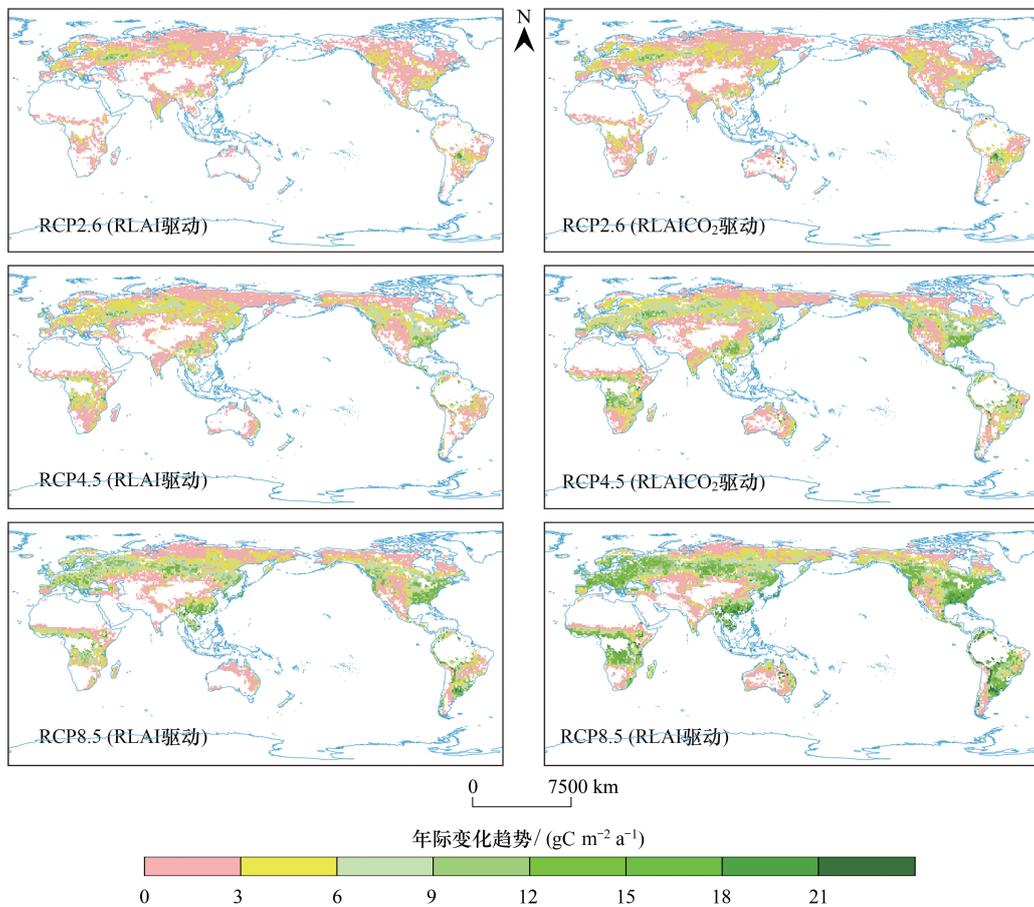


图 5 2020—2050 年全球陆地生态系统 GPP 年际变化趋势空间分布
 Fig.5 The spatial pattern of the trends in the global annual GPP during 2020—2050

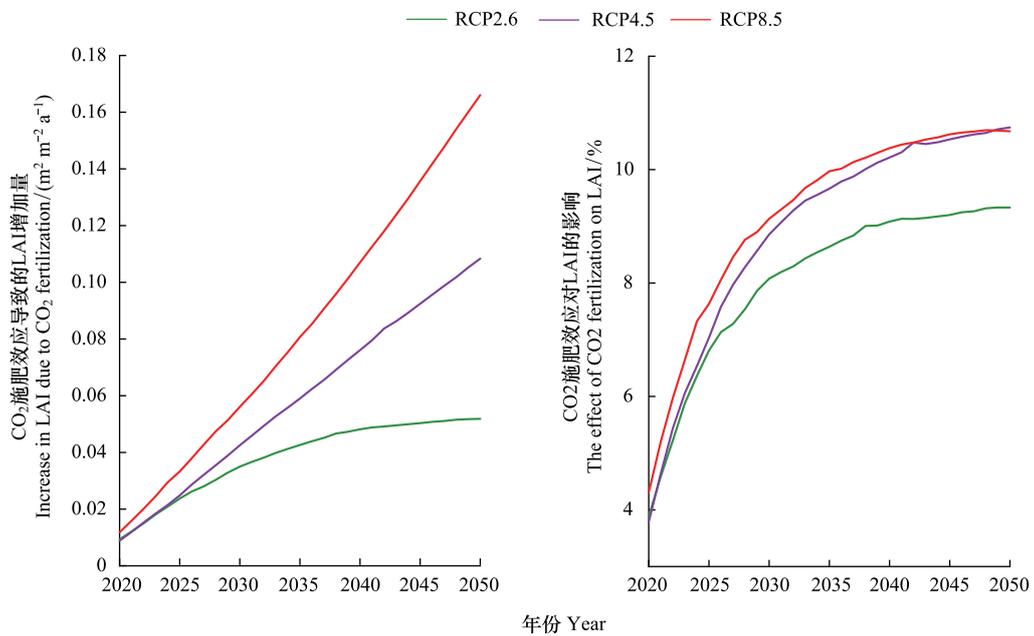


图 6 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响
 Fig.6 The effect of CO₂ fertilization on LAI

的增加而增加,然而在 2035 年以后 CO₂施肥效应对 LAI 的影响有所减弱。在三个气候情景中,RCP8.5 的 CO₂施肥效应对 LAI 的影响高于 RCP4.5 和 RCP2.6,结合对应气候情景下的 CO₂浓度增加量,CO₂浓度增加对 LAI 的施肥效应为 CO₂每升高 0.1%,LAI 平均增加约 8.1%—9.2%(图 6)。

对于全球 GPP,在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下,2020—2050 年 CO₂施肥效应导致的 LAI 增加量使 GPP 相对于 2001—2018 年均值的增加量分别为 9.83 PgC、6.99 PgC 和 11.4 PgC(图 7)。2020—2050 年三个气候变化情景下,CO₂施肥效应导致的 LAI 增加量对 GPP 的影响随着年份的增大而增加,三个气候情景 CO₂施肥效应相对大小为 RCP2.6>RCP4.5>RCP8.5,CO₂浓度每升高 0.1%导致的 LAI 增加量使 GPP 对应增加 7.9%—14.6%(图 7)。

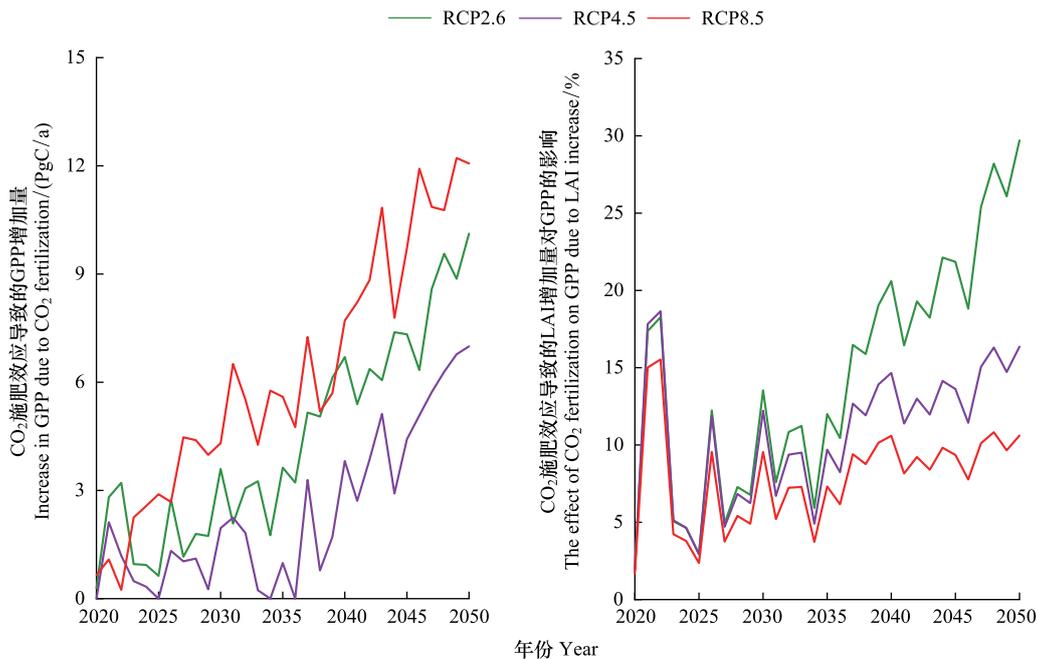


图 7 CO₂施肥效应对 GPP 的影响

Fig.7 The effect of CO₂ fertilization on GPP

4 讨论

4.1 CO₂施肥效应是未来 LAI 增加的重要原因

本研究结果表明在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下,2020—2050 年由 CO₂施肥效应导致 LAI 的平均增加量分别为 0.05、0.11 和 0.17 m² m⁻²,CO₂施肥效应为 CO₂每增加 0.1%,LAI 增加 3.9%—9.2%。该研究结果与大气 CO₂富集实验(FACE)的 0.6%—24.1%^[16]、TRENDY2 模型模拟结果 10.2%—20.7%^[3]等的研究结果相近。另外,当研究未考虑 CO₂施肥效应时,2020—2050 年不同气候情景下的 LAI 并无显著变化趋势,且由气候变化导致南美洲东部的部分地区、印度部分地区以及北美洲部分地区的 LAI 有降低趋势。当加入 CO₂施肥效应后的 LAI(RLAI_{CO₂})具有显著变化趋势,年际变化趋势分别为 0.002、0.003 和 0.005 m⁻² m⁻² a⁻¹,表明 CO₂施肥效应仍是未来气候变化条件下导致全球变绿的主要原因之一。Piao 等^[14]研究均表明大气 CO₂浓度增加是全球陆地生态系统变绿的主要原因之一,与本研究的結果一致。

另外,本研究中预估的 2020—2050 年全球陆地生态系统 LAI 年际变化较为明显的区域出现在亚洲东南部、欧洲、北美洲东部、南美洲中部和非洲中部区域,这也与 2000—2017 年全球 LAI 显著变化区域较为一致^[9]。其中,Piao 等^[30]研究表明在亚洲东南部地区 CO₂施肥效应可以解释 85.0%中国陆地生态系统生长季

内年均 LAI 的年际变化趋势。而基于全球陆地生态系统模型模拟结果表明 CO₂ 施肥效应可以解释 70.0% 的全球 LAI 的年际增加趋势^[3], 这些研究结果均可支持本研究的结果。

4.2 CO₂ 施肥效应导致的 LAI 的增加促进全球陆地生态系统碳吸收

本研究结果表明 2020—2050 年在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 气候情景下, 由 RLAI 驱动 BEPS 模型得到的 2020—2050 年 GPP 的年际变化趋势分别为 0.14 PgC/a、0.20 PgC/a 和 0.27 PgC/a, 由 RLAIco₂ 驱动模型得到的 GPP 年际变化趋势分别为 0.42 PgC/a、0.39 PgC/a 和 PgC/a (图 4)。三个气候情景下, CO₂ 施肥效应导致的 LAI 增加量对全球陆地生态系统 GPP 年际变化趋势的贡献分别为 66.7%、48.7% 和 57.1%。CO₂ 每增加 0.1%, 由 LAI 增加导致的 GPP 增加量约为 7.9%—14.6%。朱再春等^[31] 基于 CMIP5 气候模式, 预估未来陆地生态系统生产力, 结果表明陆地生态系统 NPP 总量增加主要由大气 CO₂ 浓度上升驱动, 其他环境因子的影响相对较弱。Chen 等^[9] 研究表明 1981—2016 年全球 LAI 的增加使陆地生态系统碳汇增强 12.4%, 也与本研究结果相近。另外, Cao 等^[32] 研究表明在全球范围内, CO₂ 施肥效应随 CO₂ 浓度增加而降低, 当 CO₂ 浓度超过 0.5% 时, CO₂ 浓度升高对光合作用的刺激作用减弱, 但依旧会促进光合作用, 这也支持研究中 2035 年以后, CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响有所减弱的结果。

4.3 不确定性分析

本研究基于 Farquhar 模型和气候因子预估未来气候变化条件下 CO₂ 施肥效应对全球 LAI 的影响, 并探讨 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响对 GPP 的作用, 研究还存在一定的不确定性。首先, 遥感 LAI 数据显示 2001—2018 年 LAI 的年际变化趋势为 0.008 m⁻²m⁻²a⁻¹, 高于对未来 LAI 的模拟结果(图 2)。这主要是由于遥感的 LAI 包含了人为原因导致的 LAI 增加量, 本研究重点在于探讨 CO₂ 施肥效应和气候变化的影响, 暂未考虑人为因素的影响, 可能会低估未来 LAI 的年际变化趋势。而且未考虑或简化考虑生态系统管理(如森林管理、农业灌溉等)对碳循环的影响, 也会对研究结果造成一定的误差^[33]。

其次, CO₂ 施肥效应对 GPP 的增加中有一部分归因于叶水平效应, 即在恒定叶面积下发生的 CO₂ 直接诱导的 GPP 增加, 另一部分是由于 CO₂ 施肥效应导致 LAI 增加, 进而促使 GPP 增加^[4,34]。本研究侧重于探讨 CO₂ 施肥效应导致 LAI 增加量对全球 GPP 的影响, 并未考虑叶水平效应。另外, BEPS 模型中也包含了 CO₂ 浓度增加对气孔导度的影响, 这方面也会影响陆地生态系统植被的光合作用, 但是本研究中暂时未分离出该部分对全球 GPP 的影响。

最后, 本研究仅基于 MRI-CGCM3 未来气候情景数据预估 2020—2050 年全球陆地生态系统的 LAI 和 GPP, 未结合其它气候情景数据结果进行对比分析, 因此本研究仅代表 MRI-CGCM3 气候情景下的结果。

5 结论

本研究基于 2020—2050 年 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 三个气候情景下的温度、降水、辐射和土壤湿度数据, 结合 Farquhar 模型和 BEPS 模型, 探讨 2020—2050 年 CO₂ 施肥效应对全球陆地生态系统 LAI 和 GPP 的影响, 主要研究结论有:

(1) 2020—2050 年仅有气候数据得到的 LAI (RLAI) 数据至 2050 年在三个气候情景下均无显著的变化趋势 ($P > 0.5$), 当加入 CO₂ 施肥效应的影响后得到的 LAI (RLAIco₂) 在 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 下, 年际变化趋势分别为 0.002、0.003 和 0.005 m⁻²m⁻²a⁻¹, 表明在未来气候变化情景下, CO₂ 施肥效应仍然是全球 LAI 增加的主要原因之一。

(2) 2020—2050 年三个气候情景下 CO₂ 施肥效应对 LAI 的影响为 CO₂ 每增加 0.1%, LAI 平均增加约 8.1%—9.2%, 由此导致 GPP 对应增加 7.9%—14.6%。表明未来气候变化条件下, CO₂ 施肥效应仍是全球 GPP 增加的重要因素。

(3) CO₂ 施肥效应导致的 LAI 的增加对 GPP 年际变化在三个不同气候情景下的贡献量分别为 66.67%、48.72% 和 57.14%, 表明在未来气候变化条件下, CO₂ 施肥效应导致的 LAI 增加量将显著促进全球陆地生态系

统碳吸收。

参考文献(References):

- [1] Wang W L, Ciais P, Nemani R R, Canadell J G, Piao S, Sitch S, White M A, Hashimoto H, Milesi C, Myneni R B. Variations in atmospheric CO₂ growth rates coupled with tropical temperature. *Proceedings of the National Academy of sciences of the United States of America*, 2013, 110(32): 13061-6.
- [2] Friedlingstein P. Carbon cycle feedbacks and future climate change. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2015, 373(2054): 20140421.
- [3] Zhu Z C, Piao S L, Myneni R B, Huang M T, Zeng Z Z, Canadell J G, Ciais P, Sitch S, Friedlingstein P, Armeth 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, Peñelas 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.
- [4] Haverd V, Smith B, Canadell J G, Cuntz M, Mikaloff-Fletcher S, Farquhar G, Woodgate W, Briggs P R, Trudinger C M. Higher than expected CO₂ fertilization inferred from leaf to global observations. *Global Change Biology*, 2020, 26(4): 2390-2402.
- [5] Wang M M, Wang S Q, Zhao J, Ju W M, Hao Z. Global positive gross primary productivity extremes and climate contributions during 1982-2016. *Science of the Total Environment*, 2021, 774: 145703.
- [6] Sun Z Y, Wang X F, Zhang X R, Tani H, Guo E L, Yin S, Zhang T Y. Evaluating and comparing remote sensing terrestrial GPP models for their response to climate variability and CO₂ trends. *Science of the Total Environment*, 2019, 668: 696-713.
- [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] 于贵瑞, 张黎, 何洪林, 杨萌. 大尺度陆地生态系统动态变化与空间变异的过程模型及模拟系统. *应用生态学报*, 2021, 32(8): 2653-2665.
- [9] Chen J M, Ju W M, Ciais P, Viovy N, Liu R G, Liu Y, Lu X H. Vegetation structural change since 1981 significantly enhanced the terrestrial carbon sink. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 4259.
- [10] White M A, Thornton P E, Running S W, Nemani R R. Parameterization and sensitivity analysis of the BIOME-BGC terrestrial ecosystem model: net primary production controls. *Earth Interactions*, 2000, 4(3): 1-85.
- [11] Le Quéré C, Andrew R M, Friedlingstein P, Sitch S, Pongratz J, Manning A C, Korsbakken J I, Peters G P, Canadell J G, Jackson R B, Boden T A, Tans P P, Andrews O D, Arora V K, Bakker D C E, Barbero L, Becker M, Betts R A, Bopp L, Chevallier F, Chini L P, Ciais P, Cosca C E, Cross J, Currie K, Gasser T, Harris I, Hauck J, Haverd V, Houghton R A, Hunt C W, Hurtt G, Ilyina T, Jain A K, Kato E, Kautz M, Keeling R F, Klein Goldewijk K, Körtzinger A, Landschützer P, Lefèvre N, Lenton A, Lienert S, Lima I, Lombardozi D, Metzl N, Millero F, Monteiro P M S, Munro D R, Nabel J E M S, Nakaoka S I, Nojiri Y, Padin X A, Pregon A, Pfeil B, Pierrot D, Poulter B, Rehder G, Reimer J, Rödenbeck C, Schwinger J, Séférian R, Skjelvan I, Stocker B D, Tian H Q, Tilbrook B, Tubiello F N, Van Der Laan-Luijkx I T, Van Der Werf G R, Van Heuven S, Viovy N, Vuichard N, Walker A P, Watson A J, Wiltshire A J, Zaehle S, Zhu D. Global carbon budget 2017. *Earth System Science Data*, 2018, 10(1): 405-448.
- [12] Sun Z Y, Wang X F, Yamamoto H, Tani H, Nie T Z. The effects of spatiotemporal patterns of atmospheric CO₂ concentration on terrestrial gross primary productivity estimation. *Climatic Change*, 2020, 163(2): 913-930.
- [13] Chen S Y, Zhang Y L, Wu Q L, Liu S H, Song C H, Xiao J F, Band L E, Vose J M. Vegetation structural change and CO₂ fertilization more than offset gross primary production decline caused by reduced solar radiation in China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 296: 108207.
- [14] Piao S L, Wang X H, Park T, Chen C, Lian X, He Y, Bjerke J W, Chen A P, Ciais P, Tømmervik H, Nemani R R, Myneni R B. Characteristics, drivers and feedbacks of global greening. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2020, 1(1): 14-27.
- [15] Los S O. Analysis of trends in fused AVHRR and MODIS NDVI data for 1982-2006: indication for a CO₂ fertilization effect in global vegetation. *Global Biogeochemical Cycles*, 2013, 27(2): 318-330.
- [16] Norby R J, Delucia E H, Gielen B, Calfapietra C, Giardina C P, King J S, Ledford J, Mccarthy H R, Moore D J P, Ceulemans R, De Angelis P, Finzi A C, Karnosky D F, Kubiske M E, Lukac M, Pregitzer K S, Scarascia-Mugnozza G E, Schlesinger W H, Oren R. Forest response to elevated CO₂ is conserved across a broad range of productivity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2005, 102(50): 18052-18056.
- [17] Wang M M, Chen J M, Wang S Q. Reconstructing the seasonality and trend in global Leaf Area Index during 2001 - 2017 for prognostic modeling. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2020, 125(9): e2020JG005698.

- [18] Huntzinger D N, Michalak A M, Schwalm C, Ciais P, King A W, Fang Y, Schaefer K, Wei Y, Cook R B, Fisher J B, Hayes D, Huang M, Ito A, Jain A K, Lei H, Lu C, Maignan F, Mao J, Parazoo N, Peng S, Poulter B, Ricciuto D, Shi X, Tian H, Wang W, Zeng N, Zhao F. Uncertainty in the response of terrestrial carbon sink to environmental drivers undermines carbon-climate feedback predictions. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 4765.
- [19] Heimann M, Reichstein M. Terrestrial ecosystem carbon dynamics and climate feedbacks. *Nature*, 2008, 451(7176): 289-292.
- [20] Yukimoto S, Adachi Y, Hosaka M, Sakami T, Yoshimura H, Hirabara M, Tanaka T Y, Shindo E, Tsujino H, Deushi M, Mizuta R, Yabu S, Obata A, Nakano H, Koshiro T, Ose T, Kitoh A. A new global climate model of the meteorological research institute: MRI-CGCM3—model description and basic performance. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 2012, 90A: 23-64.
- [21] Liu Y, Liu R G, Chen J M. Retrospective retrieval of long-term consistent global leaf area index (1981-2011) from combined AVHRR and MODIS data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2012, 117(G4): G04003.
- [22] Farquhar G D, von Caemmerer S, Berry J A. A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *Planta*, 1980, 149(1): 78-90.
- [23] Ju W M, Chen J M, Harvey D, Wang S. Future carbon balance of China's forests under climate change and increasing CO₂. *Journal of Environmental Management*, 2007, 85(3): 538-562.
- [24] Chen J M, Liu J, Cihlar J, Goulden M L. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications. *Ecological Modelling*, 1999, 124(2/3): 99-119.
- [25] Wang M M, Zhao J, Wang S Q, Chen B, Li Z P. Detection and attribution of positive net ecosystem productivity extremes in China's terrestrial ecosystems during 2000-2016. *Ecological Indicators*, 2021, 132: 108323.
- [26] Liu Y B, Ju W M, He H L, Wang S Q, Sun R, Zhang Y D. Changes of net primary productivity in China during recent 11 years detected using an ecological model driven by MODIS data. *Frontiers of Earth Science*, 2013, 7(1): 112-127.
- [27] Sprintsin M, Chen J M, Desai A, Gough C M. Evaluation of leaf-to-canopy upscaling methodologies against carbon flux data in North America. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2012, 117(G1): G01023.
- [28] Schwalm C R, Williams C A, Schaefer K, Baldocchi D, Black T A, Goldstein A H, Law B E, Oechel W C, Paw K T, Scott R L. Reduction in carbon uptake during turn of the century drought in western North America. *Nature Geoscience*, 2012, 5(8): 551-556.
- [29] He H L, Wang S Q, Zhang L, Wang J B, Ren X L, Zhou L, Piao S, Yan H, Ju W M, Gu F X, Yu S Y, Yang Y H, Wang M M, Niu Z, Ge R, Yan H M, Huang M, Zhou G Y, Bai Y F, Xie Z Q, Tang Z Y, Wu B F, Zhang L M, He N P, Wang Q F, Yu G R. Altered trends in carbon uptake in China's terrestrial ecosystems under the enhanced summer monsoon and warming hiatus. *National Science Review*, 2019, 6(3): 505-514.
- [30] Piao S L, Yin G D, Tan J G, Cheng L, Huang M T, Li Y, Liu R G, Mao J F, Myneni R B, Peng S S, Poulter B, Shi X Y, Xiao Z Q, Zeng N, Zeng Z Z, Wang Y P. Detection and attribution of vegetation greening trend in China over the last 30 years. *Global Change Biology*, 2015, 21(4): 1601-1609.
- [31] 朱再春, 刘永稳, 刘祯, 朴世龙. CMIP5 模式对未来升温情景下全球陆地生态系统净初级生产力变化的预估. *气候变化研究进展*, 2018, 14(1): 31-39.
- [32] Cao M K, Woodward F I. Dynamic responses of terrestrial ecosystem carbon cycling to global climate change. *Nature*, 1998, 393(6682): 249-252.
- [33] 朴世龙, 何悦, 王旭辉, 陈发虎. 中国陆地生态系统碳汇估算: 方法、进展、展望. *中国科学:地球科学*, 2022, 52(6): 1010-1020.
- [34] Wang S H, Zhang Y G, Ju W M, Chen J M, Ciais P, Cescatti A, Sardans J, Janssens I A, Wu M S, Berry J A, Campbell E, Fernández-Martínez M, Alkama R, Sitch S, Friedlingstein P, Smith W K, Yuan W P, He W, Lombardozzi D, Kautz M, Zhu D, Lienert S, Kato E, Poulter B, Sanders T G M, Krüger I K, Wang R, Zeng N, Tian H Q, Vuichard N, Jain A K, Wiltshire A, Haverd V, Goll D S, Peñuelas J. Recent global decline of CO₂ fertilization effects on vegetation photosynthesis. *Science*, 2020, 370(6522): 1295-1300.