

CMIP6 模式关于中国 LAI 对温度和降水变化敏感性的 模拟能力评估

王丹云^{1,2} 曾晓东^{1,3,4} 宋翔¹

(1.中国科学院大气物理研究所国际气候与环境科学中心, 北京 100029;

2.天津市气象灾害防御技术中心, 天津 300074;

3.中国科学院大学, 北京 100049;

4.南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏 南京 210044)

摘要: 评估地球系统模式对气候和植被的模拟能力是利用地球系统模式研究植被对气候变化响应的基础。基于观测和遥感数据, 本文评估了第六次国际耦合模式比较计划 (CMIP6) 中 18 个全球耦合模式对中国生长季温度、降水和叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 的模拟性能; 我们基于多元线性回归模型定量了植被对温度、降水的敏感性, 对 CMIP6 模式关于植被敏感性的模拟能力进行定量评估。研究结果表明: (1) 大部分模式可较好地模拟生长季温度、降水和 LAI 的气候态空间分布特征, 但普遍高估全国平均 LAI, 且各模式对气候和植被变化趋势的模拟结果存在较大偏差; (2) 与观测数据相比, 模式关于 LAI 对温度和降水的敏感性符号模拟能力均表现出对正值区的模拟优于对负值区的模拟, 并且典型脆弱区植被敏感性大于中国区域植被敏感性; 模式对植被敏感性幅度及其与气候场对应关系的模拟方面存在较大偏差; (3) 基于模式在生长季的温度、降水、LAI 及其敏感性方面的综合排名, 四个模拟性能最佳的模式分别为 CanESM5-CanOE、INM-CM5-0、IPSL-CM6-LR 和 MPI-ESM1-2-LR。

关键词: CMIP6 温度 降水 叶面积指数 植被敏感性 历史模拟评估

文章编号: 2022067C

DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.2304.22067

收稿日期 2022-04-16 **网络预出版日期**

作者简介 王丹云, 女, 1991 年出生, 博士, 工程师, 主要从事气候变化及生态系统、气象灾害风险评估研究。E-mail: dywang19@yeah.net

通讯作者 曾晓东, E-mail: xdzeng@mail.iap.ac.cn

资助项目 国家重点研发计划项目 2017YFA0604804, 感谢国家重大科技基础设施项目“地球系统数值模拟装置”提供支持。

Funded by National Key Research and Development Program of China (Grant 2017YFA0604804), This paper was supported by the National Key Scientific and Technological Infrastructure project “Earth System Numerical Simulation Facility” (EarthLab).

Evaluation of CMIP6 models in simulating the sensitivity of LAI to temperature and precipitation change over China

Danyun Wang^{1,2}, Xiaodong Zeng^{1,3,4}, Xiang Song¹

1 International Center for Climate and Environment Sciences, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

2 Tianjin Meteorological Disaster Defense Technology Centre, Tianjin 300074, China

3 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

4 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

Abstract: Evaluation of climate and vegetation status in earth system models (ESMs) is fundamental to understanding climate change, terrestrial ecosystems, and the carbon cycle. In this study, the temperature, precipitation, and LAI in the growing season over China from eighteen ESMs of the Sixth International Coupled Model Comparison Project (CMIP6) were evaluated based on site observation and remote sensing data. Then, a multiple linear regression model was used to quantify the sensitivity of LAI to temperature and precipitation, and to evaluate the ability of the CMIP6 model to simulate the sensitivity of vegetation in geographical and climatic spaces. At last, the models with a better simulation performance were selected. The results show that (1) Most models can simulate the spatial distribution of temperature, precipitation, and LAI in the growing season, but there are obvious deviations in their mean value and change trends. (2) Compared with the observation, the simulation ability of LAI sensitivity to temperature and precipitation showed that the simulation of the positive region was better than the negative region, and the sensitivity of vegetation in ecotone was greater than that in China. There was a large deviation in the amplitude of vegetation sensitivity and its distribution in climate space (i.e., the corresponding relationship with climate field). (3) Comprehensively based on evaluations above, CANESM5-CanOE, INM-CM5-0, IPSL-CM6-LR, and MPI-ESM1-2-LR have the best performance on simulations of vegetation sensitivity to climate during the growing season in China.

Key words: CMIP6, Temperature, Precipitation, LAI, Vegetation sensitivity, Evaluation of historical experiment

1 引言

政府间气候变化专门委员会第六次评估报告 (IPCC AR6) 指出, 全球平均地表温度在 2001~2020 年较 1850~1900 年升温约 0.99 (0.84~1.10) °C; 同时, 降水的时空异质性也显著增强 (IPCC, 2021)。作为人类赖以生存的物质和环境基础, 陆地生态系统如何响应气候变化是人类可持续发展面临的核心问题之一 (Nemani et al., 2003; Wu et al., 2011; Jong et al., 2013; Peng et al., 2014; Seddon et al., 2016; Jung et al., 2017)。

植被对气候变化的敏感性是指气候变率或变化对生态系统或物种产生有利或不利影响的程度, 是脆弱性研究的关键组成部分 (Solomon et al., 2007)。定量研究植被生长对气候变化的敏感性可更好地识别敏感性较强的区域, 对深入认识气候变化背景下陆地生态系统的发展和演变、全面了解未来植被敏感性的变化对我国社会适应未来自然生态系统具有重要意义 (Nemani et al., 2003; Dan et al., 2007; Tourre et al., 2008; Wu et al., 2011; Verbyla et al., 2015)。

中国位于东亚季风区, 幅员辽阔、地形复杂、自然条件多样, 导致气候变化异常复杂、自然植被种类众多 (张艳武等, 2016)。同时, 中国也是世界上生态脆弱区分布面积最大、类型最多、表现最明显的国家之一 (中华人民共和国环境保护部, 2008)。这些特有的气候和植被特征使中国成为陆地生态系统研究的热点区域之一。生态脆弱区又称为生态交错带 (Ecotone), 是指两种及以上不同类型生态系统的交界过渡区域。由于其环境和生物因子都处于相变的临界状态, 生态系统具有对气候变化敏感、时空波动性强的特点。因此, 深入研究我国及其生态脆弱区植被对气候变化敏感性的变化特征, 将为大力推进生态文明建设, 实现人类社会可持续发展提供科学支撑。

地球系统模式 (Earth System Models, 简称 ESMs) 是研究气候变化和陆地生态系统相互作用的最重要的理论与模拟工具 (曾庆存和林朝晖, 2010; Eyring et al., 2016)。1995 年世界气候研究计划 (WCRP) 发起组织了国际耦合模式比较计划 (Coupled Model Intercomparison Project, CMIP) (Meehl, 1995), 目前, CMIPs 已逐渐发展成为以“推动模式发展和增进对地球气候系统的科学理解”为目标的庞大计划 (周天军等, 2019)。CMIP 至今已开展了 6 次 (Eyring et al., 2016), 为世界各国地球/气候系统模式的评估、改进及预测提供了新平台, 并提供了庞大的模拟数据, 被广泛应用于开展全球或区域尺度的气候、生态和环

境变化研究 (Friedlingstein et al., 2014; Bao et al., 2020; Cook et al., 2020; Song et al., 2021)。

在利用 ESMS 研究植被对气候变化响应之前, 首先要对模式进行一系列的评估, 其中包括影响植被生长的温度、降水, 能够体现植被生长状况的重要指标叶面积指数 (LAI), 以及植被对气候变化的敏感性等, 从而深入了解植被对气候响应的潜在机制以及模式本身存在的模拟偏差, 从而减少对未来预估的不确定性。目前, 已有不少工作在全球或区域尺度上评估了 CMIPs 关于温度、降水以及 LAI 的模拟能力 (Duan et al., 2021; Zhou et al., 2020, Song et al., 2021)。在第五次耦合模式比较计划 (CMIP5) 多模式集合平均结果中, 中国年平均温度模拟存在低估, 而对年平均降水的模拟存在高估 (Sun et al., 2015; 张艳武等, 2016)。CMIP6 模式对中国多年平均地表气温和降水的模拟效果较 CMIP5 相比有明显改善, 但温度多模式集合平均 (MME) 仍出现冷偏差 (Jiang et al., 2020; You et al., 2021; Duan et al., 2021), 且降水 MME 结果也存在高估现象 (Yang et al., 2021); 此外, CMIP6 模式对中国区域的温度模拟性能高于对降水的模拟性能 (Yang et al., 2021)。学者们基于 CMIP5 模式模拟陆地植被空间分布特征, 发现模式虽然可以较好地再现其地理分布, 但存在明显的高估现象 (Anav et al., 2013; Shao et al., 2013; Zeng et al., 2016)。对 CMIP5 来说, CMIP6 考虑了更为完善的地球化学过程 (如: 冻土中碳释放), 可以更好地模拟陆地生态系统 (Eyring et al., 2016; Zhao et al., 2020)。CMIP6 模式也可以重现中国区域 LAI 的空间分布, 但仍存在高估现象, 而大多数模式对于 LAI 年际变化模拟能力均有待提高 (Song et al., 2021)。

在植被敏感性方面, 一些学者通过地面观测或遥感数据来分析植被对气候变化的响应 (Nemani et al., 2003; Rustad et al., 2008; 朴世龙等, 2019; Quetin and Swann, 2017; Buermann et al., 2018; 赵倩倩等, 2021), 例如, 我国中东部生长季 NDVI 对增温存在正响应 (Peng 等, 2011); 丹利等 (2007) 研究发现我国西北地区 LAI 的空间分布受水分制约, 降水主要影响植被峰值变化, 而植被整体演变则由气温控制。在模式方面, Peng et al. (2014, 2021) 分别基于 CMIP5 和 CMIP6 模式发现气候变暖促使高纬度 NPP 增加; Quetin and Swann (2018) 在全球尺度上利用 CMIP5 模式分析了全球植被对气候变化的敏感性, 发现模式可以较好地

再现 LAI 对气候变化的正负敏感性符号，但模拟的植被敏感性大于观测值。

综上所述，现有研究主要在年尺度上评估模式对温度、降水的模拟能力，且利用 ESMS 研究植被敏感性的已有工作较少，尚无对 CMIP6 模式在中国区域 LAI 对气候变化敏感性模拟能力的评估。因此，本文针对中国及其典型生态脆弱区，分析 18 个 CMIP6 模式对生长季温度、降水和 LAI 的模拟效果；并在地理空间和气候空间上评估模式关于 LAI 对温度和降水变化敏感性（幅度和符号）的模拟性能；最后基于关于以上多个变量的模拟能力分析，对模式模拟效果进行综合评价。

2 资料与方法

植被活动主要体现在生长季，且生长季的水热条件会显著影响植被的生长状况，因此，本文选取生长季作为评估时段。本文参考《全国生态脆弱区保护规划纲要》和其他文献对中国生态脆弱区的定义(中华人民共和国环境保护部, 2008)，将我国生态脆弱区划分为 6 个典型脆弱区，分别为干旱半干旱区、黄土高原、北方农牧林草、青藏高原、南方农牧和西南岩溶山地石漠化脆弱区（图 1）。

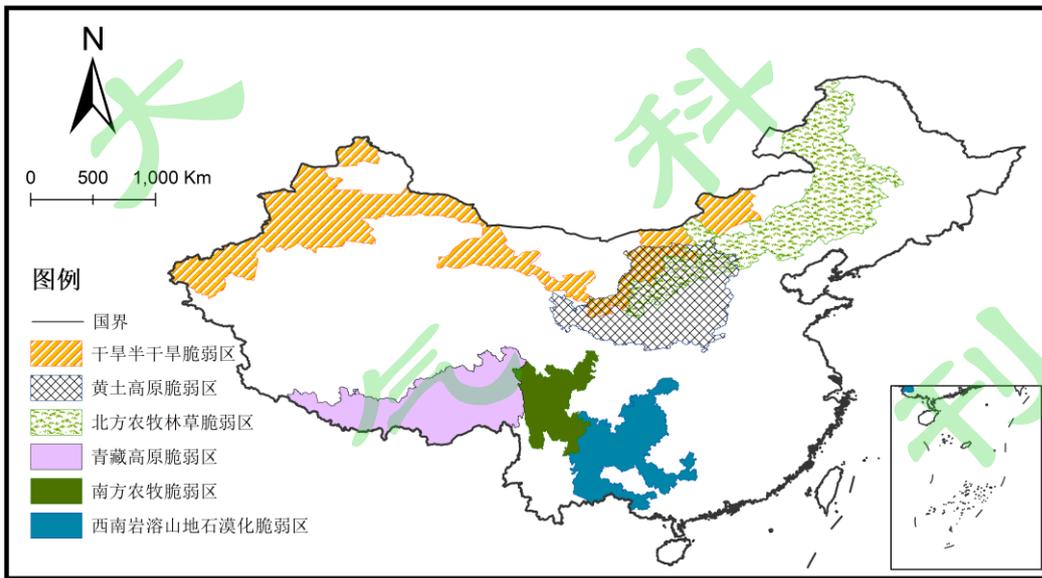


图 1 中国生态脆弱区分区示意图

Fig.1 The distribution of ecological vulnerable zones in China

2.1 模拟情景和模式介绍

本文主要利用 CMIP6 历史试验（Historical）结果。该试验是参与 CMIP6 的

每个模式组必须完成的核心模拟试验之一，指在工业革命前参照试验(piControl)的某个时间点启动，利用外强迫（如土地利用、温室气体排放和浓度等）的观测数据驱动模式，进行1850年以来的历史模拟，主要用来评估模式对气候变化（气候变率、百年尺度趋势等）的模拟能力（Eyring et al., 2016）。由于CMIP6模式对历史数据的模拟截至2014年，且植被遥感数据从1982年开始，因此，本文所研究的时段为1982~2014年。

模式较好地重现历史阶段的植被敏感性有利于更好地预测未来植被对气候变化的响应，因此在挑选模式时，同时考虑了未来情景的模式输出数据（张丽霞等, 2019）。筛选条件为：Historical、SSP1-2.6、SSP2-4.5、SSP5-8.5四类试验中均包含LAI、温度和降水的月输出数据，最终选取了来自于12个国家（地区）14个不同机构的18个CMIP6模式（<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6/>）进行分析（表1）。由于各模式集合有自身的内部变率，本文选取Historical中的r1结果，所用变量包括月平均温度、降水和LAI，进而计算当前气候条件下中国生长季LAI对温度和降水变化的敏感性特征，并对其模拟效果进行评估。

表1 本文所用CMIP6中的18个模式介绍

Table 1 The eighteen CMIP6 ESMs used in this work

模式名	模式开发机构	陆面模式	分辨率（经度×纬度）
ACCESS-ESM1-5	CSIRO (澳大利亚)	CABLE2.4	1.875°×1.241°
BCC-CSM2-MR	BCC (中国)	BCC-AVIM2.0	1.125°×1.125°
CanESM5	CCCMA (加拿大)	CLASS3.6/CTEM1.2	2.8125°×2.8125°
CanESM5-CanOE	CCCMA (加拿大)	CLASS3.6/CTEM1.2	2.8125°×2.8125°
CESM2-WACCM	NCAR(美国)	CLM5	1.25°×0.9375°
CMCC-CM2-SR5	CMCC (意大利)	CLM4.5	1.25°×0.9375°
EC-Earth3-Veg	EC-Earth-Consortium (欧洲)	LPJ-Guess v4	0.703125°×0.703125°
FIO-ESM-2-0	FIO (中国)	CLM4.0	1.25°×0.9375°
INM-CM4-8	INM (俄罗斯)	INM-LND1	2°×1.5°
INM-CM5-0	INM (俄罗斯)	INM-LND1	2°×1.5°

IPSL-CM6A-LR	IPSL (法国)	ORCHIDEE v2	2.5°×1.259°
MIROC-ES2L	MIROC (日本)	MATSIRO6.0+VISIT -e v1.0	2.8125°×2.8125°
MPI-ESM1-2-HR	MPI (德国)	JSBACH3.20	0.9375°×0.9375°
MPI-ESM1-2-LR	MPI (德国)	JSBACH3.20	1.875°×1.875°
NorESM2-LM	NCC (挪威)	CLM5	2.5°×1.875°
NorESM2-MM	NCC (挪威)	CLM5	1.25°×0.9375°
TaiESM1	AS-RCEC (中国台湾)	CLM4.0	1.25°×0.9375°
UKESM1-0-II	MOHC (英国)	JULES-ES-1.0	1.875°×1.25°

2.2 气候与植被观测数据

为了检验模式对于历史温度、降水、LAI 以及 LAI 对温度和降水变化敏感性的模拟能力，本文使用观测的温度、降水和 LAI 的中国区域格点化观测资料作为对比数据。其中，中国地面气温、降水的月值数据来自中国气象局 CN05.1 格点化观测数据集。该资料是基于中国气象局所属的 2400 多个台站（基准站、基本站和国家一般气象站）观测数据，其使用“距平逼近”插值方法插值而得，空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ，时间跨度 1961~2017 年，时间分辨率为月值，是目前中国最为可靠的基于观测的格点化数据集（吴佳和高学杰, 2013）。

本文采用第四版 GLASS LAI 数据集（1982~2015 年）来表征植被状况。GLASS LAI 数据集是北京师范大学在“全球生态系统与地面能量平衡特征参量生成与应用”项目中制作的时空连续性较好的全球叶面积指数产品（Liang et al., 2013）。该数据融合了 CYCLOPES（European Union FP5 project）和 MODIS LAI 数据集，其空间分辨率为 0.05° ，时间分辨率为 8 天（桑宇星等, 2020; Xiao et al., 2016）。

2.3 数据预处理

考虑到气候模式之间水平分辨率的差异，为了便于分析比较，在进行量化计算之前，本文使用双线性插值方法将观测的 GLASS LAI、温度和降水(CN05.1)

数据以及 18 个 CMIP6 模式对历史时期（1982~2014 年）的 LAI、温度和降水的月平均模拟数据插值到 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ ，并统一选取 4~10 月为生长季（Piao et al., 2015），同时，计算生长季的月平均值来表征植被和气候状况，并以上述处理后的数据作为逐年生长季平均值的时间序列。鉴于在相同或相似的强迫条件下不同气候模式之间的响应不同，因此本文使用多模式等权重集合平均方法来计算集合平均（Multi-Model Ensemble, MME）。在进行计算统计（多元回归和计算 MME）之前，若模式出现奇异值，我们将统一设为缺测。

2.4 研究方法

2.4.1 多元线性回归

当多个要素之间存在相互影响和关联时，可建立多元线性回归方程。本文关注 LAI 对温度（T）和降水（P）变化的敏感性，即植被受到气候有利或不利影响的程度，由多元线性回归模型的偏回归系数表示其敏感性（Wu et al., 2015）。回归模型如下所示：

$$LAI(t) = \beta_0 + \beta_T T(t) + \beta_P P(t) \quad \dots (1)$$

其中， β_0 为常数， β_T 和 β_P 是回归方程的偏回归系数，分别表示 LAI 对温度、降水的敏感性。 β_T 、 $\beta_P > 0$ 表示随着温度升高/降水增多，LAI 增大，即：LAI 对 T 或 P 表现出正响应；反之， $\beta_T < 0$ 、 $\beta_P < 0$ 表示 LAI 对温度或降水的负响应， β_T 、 β_P 的绝对值越大，表示植被的敏感性越大。

2.4.2 相对均方根误差

为了比较各模式模拟结果之间的差异性，进而评估模式的模拟能力，本文根据 Gleckler et al. (2008) 关于相对偏差的定义，对模拟和观测数据之间的均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）进行了类似的标准化处理，得到相对均方根误差（RMSE'），其计算公式如下：

$$RMSE' = \frac{RMSE - RMSE_m}{RMSE_m} \quad \dots (2)$$

上式中的 RMSE 是指各个模式与观测数据之间的均方根误差， $RMSE_m$ 表示不同模式 RMSE 的中位数，RMSE' 代表该模式相对于所有模式平均水平的模拟能力。某

个模式 $RMSE'$ 小于 0 或大于 0，分别表示此模式的模拟效果优于或低于所有模式的中等模拟水平（陈晓晨等，2014）。

3 结果分析

3.1 多模式对气候因子（温度、降水）及植被 LAI 的模拟评估

我们首先评估 CMIP6 模式对中国地区的温度、降水以及 LAI 的模拟能力。图 2 给出了中国 1982~2014 年生长季观测与模式多年平均温度气候态及变化趋势空间分布。总体上，多模式集合 MME ($13.91 \pm 1.27^\circ\text{C}$) 能够较好地再现中国及生态脆弱区温度气候态的分布特征，与观测 (10.45°C) 的空间相关系数达到 0.95，其中，我国生长季温度大值区域位于华南和华东地区，低值区位于青藏高原和我国东北地区（图 2a-b）。但 MME 整体上约高估了生长季平均温度 3.46°C ，除我国西部零星区域表现出生长季冷偏差外，绝大多数地区都呈现暖偏差（图 2c）。对温度的变化趋势而言，无论观测还是多模式集合平均，研究时段内中国绝大部分地区都表现出显著升温趋势 ($P < 0.01$)，但大值区存在差异，观测数据显示黄土高原和干旱半干旱脆弱区的交界处增温最为明显，而多模式集合结果普遍低估全国增温趋势，而高估了青藏高原西北部和我国东北地区的增暖趋势（图 2d-e）。

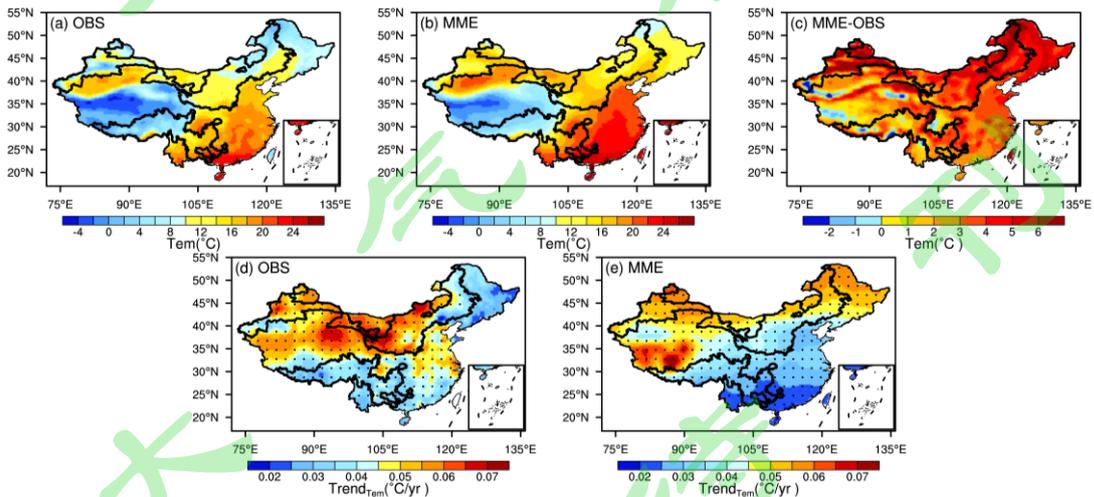


图 2 1982~2014 年生长季 (a-b) 多年平均温度、(c) 偏差 (单位: $^\circ\text{C}$) 和 (d-e) 变化趋势 (单位: $^\circ\text{C}/\text{yr}$), 其中 (a) 和 (d) 为观测, (b) 和 (e) 为多模式集合平均 (黑点: 通过 99% 的信度检验)

Fig.2 (a-b) mean annual temperature, (c) bias (unit: $^\circ\text{C}$) (d-e) variation trend, $P < 0.01$

(unit: °C/yr) in the growing season of 1982~2014, (a) and (d) are from observation, (b) and (e) are simulated by MME (the region passed the 99% confidence level is marked by black dot)

图 3 为观测与多模式集合平均降水的生长季多年平均及变化趋势空间分布，从图 3a-b 看出，全国生长季降水 MME ($106.94\pm 16.62\text{mm}$) 分布特征与观测 (68.94mm) 基本一致，均表现出自南向北逐渐递减，两者的空间相关系数为 0.75。但从图 3c 多模式集合平均与观测的差异可以看出，MME 高估生长季的多年平均降水约 38mm，其中南方脆弱区（青藏高原脆弱区南部、南方农牧脆弱区和西南岩溶山地石漠化脆弱区西部）尤为突出。观测结果显示（图 3d），1982~2014 年中国地区生长季降水变化趋势表明，我国东南和西北部分地区降水增多，而华北东部、东北南部和西南东部大部分地区降水呈下降趋势；典型脆弱区的大部分区域都出现降水减少的趋势，特别是在北方农牧林草区域降水减少最为明显。然而，MME 并没有较好地模拟出降水变化趋势的空间特征，其与观测的降水变化趋势的空间相关系数仅为 0.05，这一结论与 Xin et al. (2020) 关于对比 CMIP5 和 CMIP6 降水趋势模拟的结论类似。

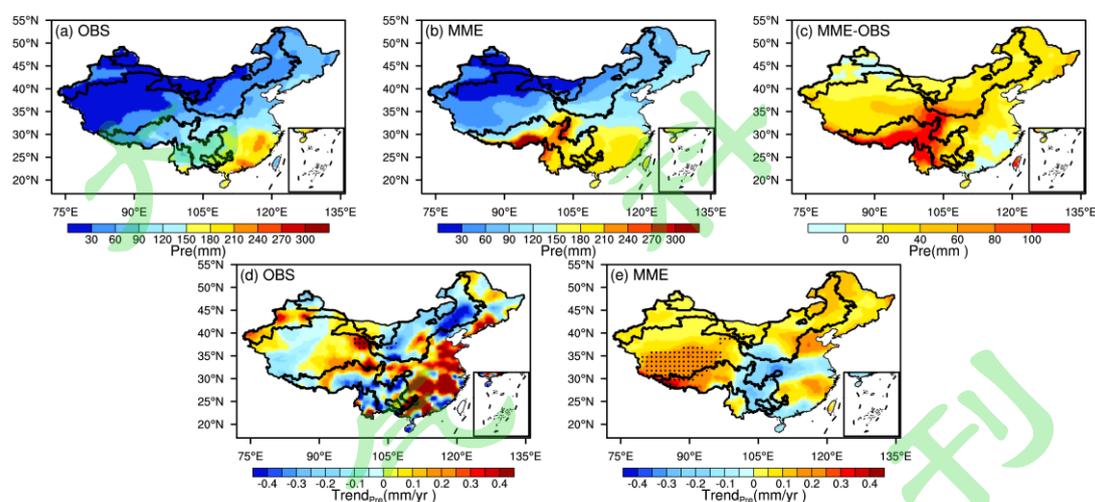


图 3 1982~2014 年生长季 (a-b) 多年平均的月降水量、(c) 偏差 (单位: mm) 和 (d-e) 变化趋势 (单位: mm/yr), 其中 (a) 和 (d) 为观测, (b) 和 (e) 为多模式集合平均 (黑点: 通过 99% 的信度检验)

Fig.3 (a-b) mean annual precipitation, (c) bias (unit: mm) (d-e) variation trend (unit: mm/yr) in the growing season of 1982~2014, (a) and (d) are observations, (b) and (e) are simulated by MME (the region passed the 99% confidence level is marked by black dot)

图 4 给出了观测与 MME 生长季多年平均 LAI 和变化趋势的空间分布特征。由图 4a-b 可见 MME ($1.94\pm 0.83\text{ m}^2/\text{m}^2$) 可再现观测多年平均 LAI ($1.25\text{ m}^2/\text{m}^2$)

从东南向西北逐渐递减的地理分布特征，其与观测的空间相关系数为 0.81，但在整个中国区域（包括生态脆弱区），MME 约高估了全国平均 LAI $0.69\text{m}^2/\text{m}^2$ ，特别是在青藏高原脆弱区和黄土高原脆弱区南部等区域（图 4c）。观测和 MME 均表明除东北零星地区、北方农牧林草区北部 LAI 呈降低趋势外，全国绝大部分地区的 LAI 均显著增长（ $P<0.01$ ）（图 4d），但 MME 对增长幅度的模拟存在一定偏差，如虚假高值中心出现于青藏高原东部（图 4e）。

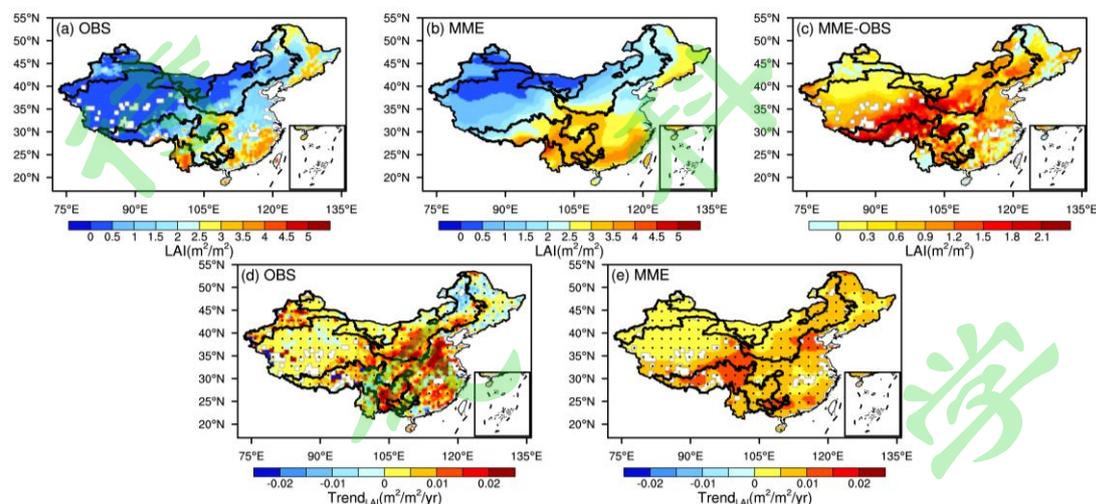


图 4 1982~2014 年生长季 (a-b) 多年平均 LAI、(c) 偏差 (单位: m^2/m^2) 和 (d-e) 变化趋势 (单位: $\text{m}^2/\text{m}^2/\text{yr}$), 其中 (a) 和 (d) 为观测, (b) 和 (e) 为多模式集合平均 (黑点: 通过 99% 的信度检验)

Fig.4 (a-b) mean annual LAI, (c) bias (unit: m^2/m^2) (d-e) variation trend (unit: $\text{m}^2/\text{m}^2/\text{yr}$) in the growing season of 1982~2014, (a) and (d) are observations, (b) and (e) are simulated by MME (the region passed the 99% confidence level is marked by black dot)

为了研究不同模式间的差异，我们进一步给出了各个模式与观测的全国平均值对比结果（图 5）。所有模式均高估了全国平均的生长季温度（模式值： $12.10\sim 15.57^\circ\text{C}$ ；观测值： 10.45°C ）；与观测的温度变化趋势（ $0.0159^\circ\text{C}/\text{yr}$ ）相比，CESM2-WACCM、ACCESS-ESM1-5、UKESM1-0-LL、CanESM5 和 CanESM5-CanOE 这 5 个模式高估了温度变化趋势（ $0.0167\sim 0.0232^\circ\text{C}/\text{yr}$ ），其他 13 个模式则低估了温度变化趋势（ $0.0101\sim 0.0158^\circ\text{C}/\text{yr}$ ），其中，IPSL-CM6A-LR 的模拟效果最好（ $0.0158^\circ\text{C}/\text{yr}$ ）（图 5a）。图 5b 是各模式与观测数据之间的空间相关系数和均方根误差，所有模式与观测的空间相关系数均在 0.82 以上，且除了 CanESM5（0.88）、CanESM5-CanOE（0.88）和 MIROC-ES2L（0.83）以外，其余模式的空间相关系数均大于 0.90；模式与观测之间的均方根误差在

4.0~7.0 之间，BCC-CSM2-MR 和 EC-Earth3-Veg 的 RMSE 最小，分别为 4.3 和 4.4。

就每个模式而言，所有模式均高估了生长季降水（模式值：85.59~129.91mm；观测值：68.94mm），其中，BCC-CSM2-MR、EC-Earth3-Veg、MPI-ESM1-2-HR 和 IPSL-CM6A-LR 对降水均值模拟较好，约高估 16.64~18.82mm；与观测的降水变化趋势（0.0093mm/yr）相比，6 个模式（CESM2-WACCM、ACCESS-ESM1-5、UKESM1-0-LL、CanESM5-CanOE、CanESM5 和 MIROC-ES2L）降水变化趋势为负（-0.0556~-0.0099mm/yr），其他 12 个模式则降水变化趋势为正（0.0102~0.0766mm/yr），其中 MPI-ESM1-2-HR（0.010 mm/yr）和 NorESM2-MM（0.011 mm/yr）的模拟效果最好（图 5c）。图 5d 是各模式与观测数据之间的空间相关系数和均方根误差，除 CMCC-CM2-SR5、TaiESM1 和 FIO-ESM-2-0 外，其他模式与观测的空间相关系数均在 0.6 以上；EC-Earth3-Veg、IPSL-CM6A-LR 和 BCC-CSM2-MR 的均方根误差最小（RMSE<50）。

各个模式比较来说，大部分模式（14/18）对全国生长季 LAI 的模拟偏大（模式值：1.16~3.46 m²/m²；观测值：1.25 m²/m²），其中 CanESM5-CanOE（1.08m²/m²）和 CanESM5（1.10m²/m²）对 LAI 均值模拟最好；与观测 LAI 变化趋势（0.0015m²/m²/yr）相比，8 个模式（CMCC-CM2-SR5、CESM2-WACCM、NorESM2-MM、NorESM2-LM、TaiESM1、EC-Earth3-Veg、MIROC-ES2L 和 BCC-CM2-MR）高估了 LAI 变化趋势（0.0018~0.0057 m²/m²/yr），其他 10 个模式则低估 LAI 变化趋势（0.0002~0.0014 m²/m²/yr）；总体而言，CanESM5（0.0015m²/m²/yr）、CanESM5-CanOE（0.0011m²/m²/yr）和 IPSL-CM6A-LR（0.0012m²/m²/yr）对生长季 LAI 变化趋势的模拟较好（图 5e）。此外，除了 CESM2-WACCM、NorESM2-LM 和 NorESM2-MM，其余模式（15 个）与观测资料之间的空间相关系数均在 0.6 以上；多数模式（11 个）的均方根误差小于 1（图 5f）。

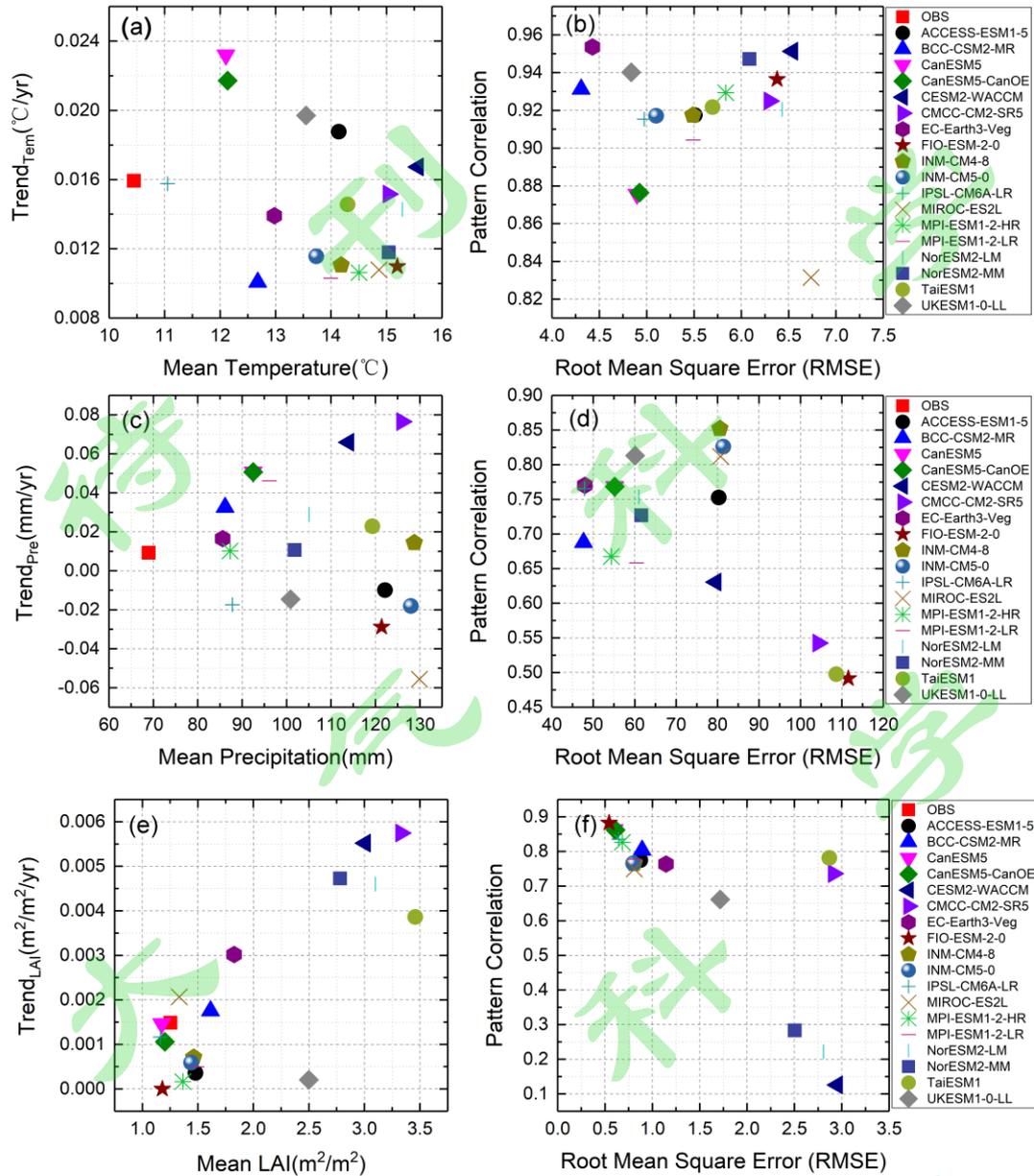


图5 1982~2014年生长季模式与观测对比散点图(a、c、e)温度、降水、LAI平均值(m²/m²)和趋势(m²/m²/yr)，(b、d、f)模式与观测温度、降水、LAI之间的均方根误差和空间相关性

Fig.5 Comparisons among of observation and simulations for (a, c, e) mean temperature (°C), precipitation (mm), LAI (m²/m²) and variation trend of temperature (°C/yr), precipitation (mm/yr), LAI (m²/m²/yr) in growing season, (b, d, f) root mean square error and spatial correlation coefficients of observed and simulated temperature, precipitation and LAI

3.2 LAI 对气候变化敏感性的模拟能力评估

我们进一步对 CMIP6 模式关于中国生长季植被对气候变化敏感性的模拟能力（幅度和符号）进行定量评估。图 6 给出了观测及 CMIP6 模式 LAI 对温度敏感性 (β_T) 的空间分布。基于观测分析，除东北部分地区以外，中国大多数地区 LAI 都对温度表现出正敏感性，大值区位于我国中东部地区。但绝大多数模式 β_T 的高正值区分布在青藏高原中南部，且部分模式（如 CMCC-CM2-SR5、EC-Earth3-Veg、INM-CM 家族、IPSL-CM6A-LR、MIROC-ES2L、TaiESM1 等）在东北地区也出现较强的 β_T 的正值区，而大部分模式模拟的中东部地区植被却对温度出现了不同程度的负响应。根据模拟和观测 β_T 的空间相关系数，CanESM5、CanESM5-CanOE、IPSL-CM6A-LR、MPI-ESM1-2-LR 和 MPI-ESM1-2-HR 这五个模式的模拟在空间分布上的模拟效果相对较好。因此，总体而言，MME 的正 β_T 高值区出现在我国青藏高原脆弱区，负高值区出现在我国西南和华东地区，与观测相反。从气候空间场可看出，模式和观测的 β_T 存在较大差异，观测的大值区介于温度在 10~18°C、降水在 35~160mm 的区域，仅有 CanESM5、IPSL-CM6A-LR 和 MIROC-ES2L 的模拟结果可以重现此大值区。（图 A1）。

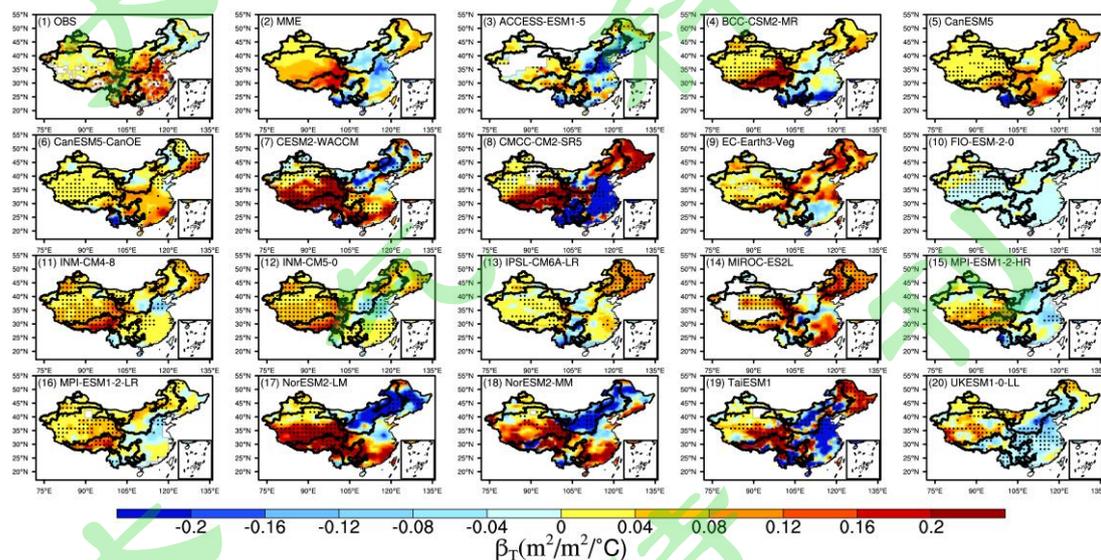


图 6 中国生长季观测及 CMIP6 模式 LAI 对温度敏感性 (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$) 的空间分布（黑点：通过 99% 的信度检验）

Fig.6 The spatial pattern of LAI sensitivity to temperature (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$) over China from observation and models (the region passed the 99% confidence level is marked by black dot)

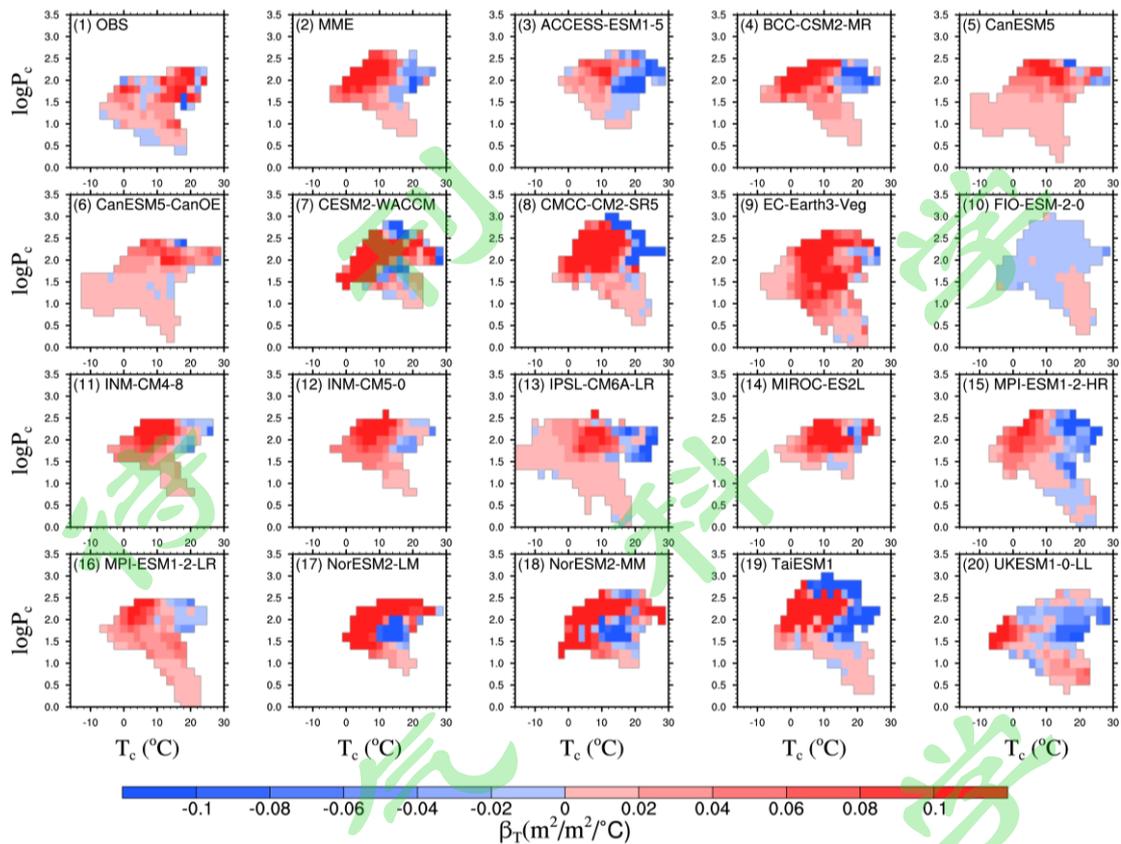


图 A1 中国生长季观测及 CMIP6 模式 LAI 对温度敏感性 (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$) 的气候空间分布 (选取 T_c 和 $\log P_c$ 间隔分别是 $0.5^\circ C$ 和 0.05)

Fig.A1 The distribution of the vegetation sensitivity to temperature (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$) under climatological temperature (T_c) and \log_{10} -transformed climatological precipitation ($\log P_c$) conditions in the growing season averaged over 1982~2014 (all grids with the specific combination of T_c and $\log P_c$ and resampled into bins with a T_c interval of $0.5^\circ C$ and a $\log P_c$ interval of 0.05)

图 7 为观测及 CMIP6 模式 LAI 对降水敏感性 (β_P) 的分布格局, 其中, 华北及黄土高原东南部的植被对降水表现出较强的正响应, 而北方农牧林草脆弱区表现出明显的负响应。整体来看, 模式结果整体偏大, 特别是在中国北方地区, 绝大多数模式 (15/18) 显著高估干旱-半干旱区、黄土高原、北方农牧林草等脆弱区的 β_P ; MME 可以较好模拟华北和黄土高原东南部的正值区以及中国南部的零星负值区, 而对其他区域的负值区都并未模拟出来; 根据模拟和观测 β_P 的空间相关系数, 在全国 β_P 空间分布上, CanESM5-CanOE、INM-CM4-8、INM-CM5-0 和 MPI-ESM1-2-LR 的模拟效果相对较好。从气候空间场也可看出, 观测结果的正负敏感性分布较为零散, 但各个模式结果的正负值区域则更加集中, 且模式之间存在较大差异 (图 A2)。

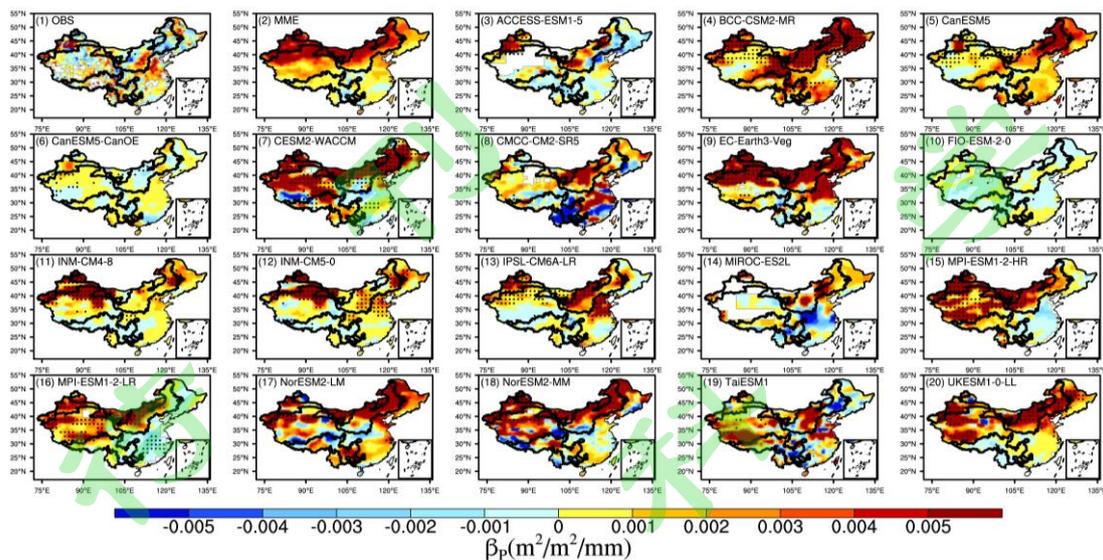


图 7 中国生长季观测及 CMIP6 模式 LAI 对降水敏感性 (β_P : $m^2/m^2/mm$) 的空间分布 (黑点: 通过 99% 的信度检验)

Fig.7 The spatial pattern of LAI sensitivity to precipitation (β_P : $m^2/m^2/mm$) over China from observation and models (the region passed the 99% confidence level is marked by black dot)

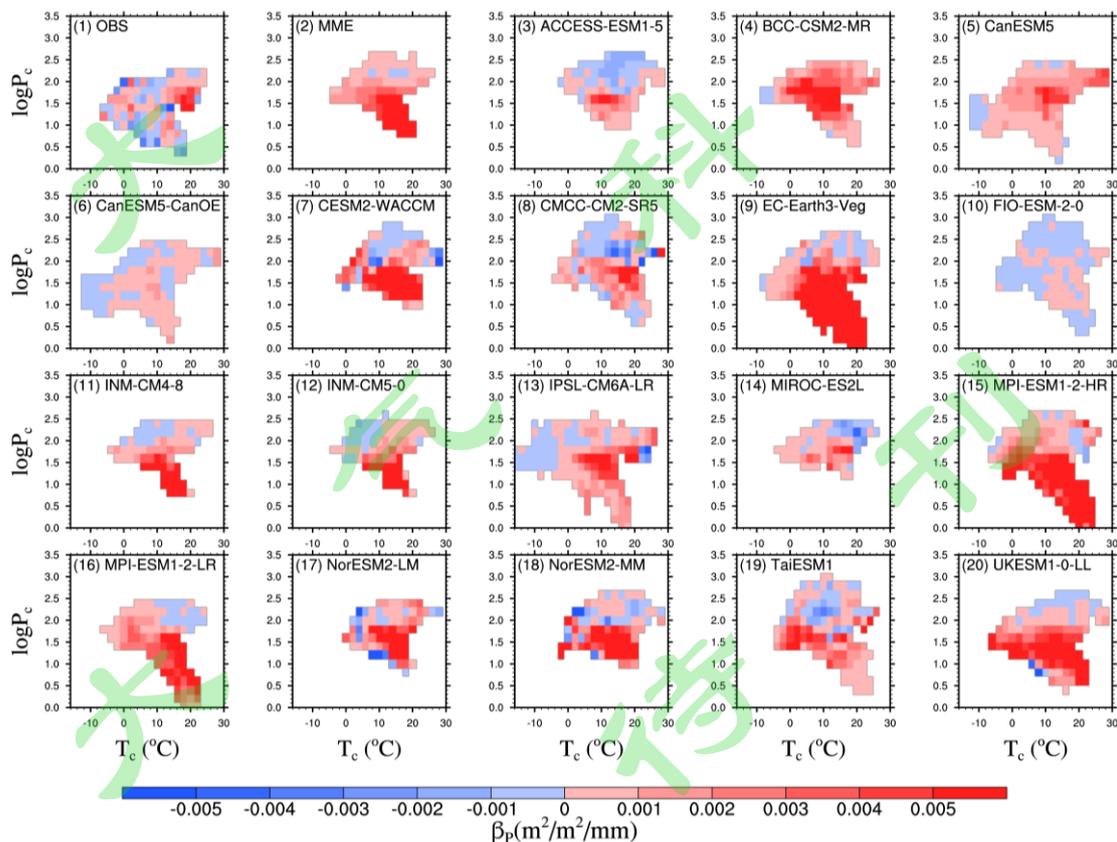


图 A2 中国生长季观测及 CMIP6 模式 LAI 对降水敏感性 (β_P : $m^2/m^2/mm$) 的气候空间分布 (选取 T_c 和 $\log P_c$ 间隔分别是 $0.5^\circ C$ 和 0.05)

Fig.A2 The distribution of the vegetation sensitivity to precipitation (β_P : $m^2/m^2/mm$) under climatological temperature (T_c) and \log_{10} -transformed climatological precipitation ($\log P_c$) conditions in the growing season averaged over 1982~2014 (all grids with the specific combination of T_c and $\log P_c$ and resampled into bins with a T_c interval of $0.5^\circ C$ and a $\log P_c$ interval of 0.05)

图 8 给出了观测与各模式关于中国及典型脆弱区植被敏感性平均值的对比图。基于观测得到的中国区域及脆弱区 β_T 均为正值，其中脆弱区 β_T 更强（中国： $0.42 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ，脆弱区： $0.49 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ）。在模式方面，除 5 个模式（ACCESS-ESM1-5、FIO-ESM-2-0、NorESM2-MM、TaiESM1 和 UKESM1-0-LL）以外，其余 13 个模式及 MME（中国： $0.23 \times 10^{-1} \pm 0.26 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ，脆弱区： $0.22 \times 10^{-1} \pm 0.32 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ）均能模拟出中国区域及脆弱区 β_T 为正值，8 个模式显示脆弱区敏感性大于中国区域，其中 INM-CM4-8（中国： $0.36 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ，脆弱区： $0.46 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ）和 INM-CM5-0（中国： $0.31 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ，脆弱区： $0.44 \times 10^{-1} m^2/m^2/^\circ C$ ）的结果与观测结果最为接近（图 8a）。同时，观测和绝大多数模式（FIO-ESM-2-0 除外）均显示出中国区域及脆弱区植被对降水的正响应（ β_P 均为正值），以及脆弱区植被对降水更强的敏感性，但 13/18 模式显著高估了该响应（中国：观测 $0.03 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ，模式 $0.24 \times 10^{-2} \sim 0.69 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ；脆弱区：观测 $0.06 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ，模式 $0.10 \times 10^{-2} \sim 0.80 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ）；MME（中国： $0.21 \times 10^{-2} \pm 0.18 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ，脆弱区： $0.27 \times 10^{-2} \pm 0.20 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ）；ACCESS-ESM1-5（中国： $0.02 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ，脆弱区： $0.08 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ）和 CMCC-CM2-SR5（中国： $0.05 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ，脆弱区： $0.06 \times 10^{-2} m^2/m^2/mm$ ）的结果与观测之间的差异最小（图 8b）。

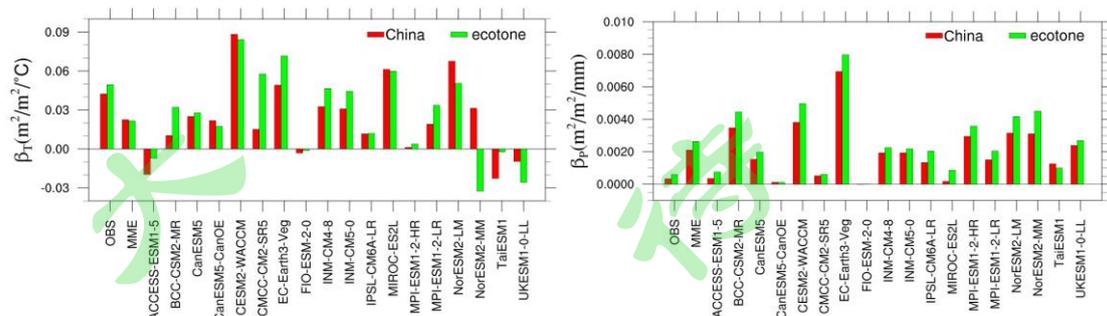


图 8 1982~2014 年中国及典型脆弱区生长季观测及 CMIP6 模式 (a) LAI 对温度的敏感性 (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$), (b) LAI 对降水的敏感性 (β_P : $m^2/m^2/mm$) 面积平均值

Fig.8 Area - averaged LAI sensitivity to (a) temperature (β_T : $m^2/m^2/^\circ C$) and (b) precipitation (β_P : $m^2/m^2/mm$) in the growing season over China and typical ecotone from observation and CMIP6 models

我们进一步又对模式模拟植被敏感性符号的能力进行评估。观测结果表明，中国区域 β_T 在绝大多数地区（全国格点数的 72%）为正值（图 9a）。模式对正值的模拟一致性要明显优于负值区域，在 β_T 正值区，约 78% 的格点上超过一半以上的模式都可以模拟出正值，而在负值区，几乎所有格点都只有一半以下的模式能够模拟出负值，模拟敏感性符号一致性最强的区域位于我国西北地区东部（图 9a 和 b）。模式与观测得到的 β_T 符号同为正号的模式个数超过一半及以上的区域主要分布于两个气候区间（ $-3 < T_c < 5^\circ C$ 、 $20 < P_c < 80mm$ ； $7 < T_c < 15^\circ C$ 、 $8 < P_c < 50mm$ ），在这两个气候区间之间则出现一些负值区域，但多数模式没有模拟出这些负值（图 A3）。基于观测的中国区域 β_P 为正值的格点数占 53%，负值占 47%。模式对正值区模拟的一致性在高于负值区，在 β_P 正值区，大约有 91% 的格点上至少有九个模式都可以模拟出正值；而在负值区，几乎所有格点都只有一半以下的模式能够模拟出负值，正负符号模拟一致性较好的区域是位于华北南部及华中北部地区（图 9c 和 d）。在气候态空间，模式和观测 β_P 符号一致性较好的气候空间特征主要体现在 $10 < T_c < 25^\circ C$ ， $30 < P_c < 210mm$ 的区域（图 A3）。无论是模式关于 LAI 对温度还是对降水敏感性符号模拟能力均表现出对正值区的模拟优于对负值区的模拟。

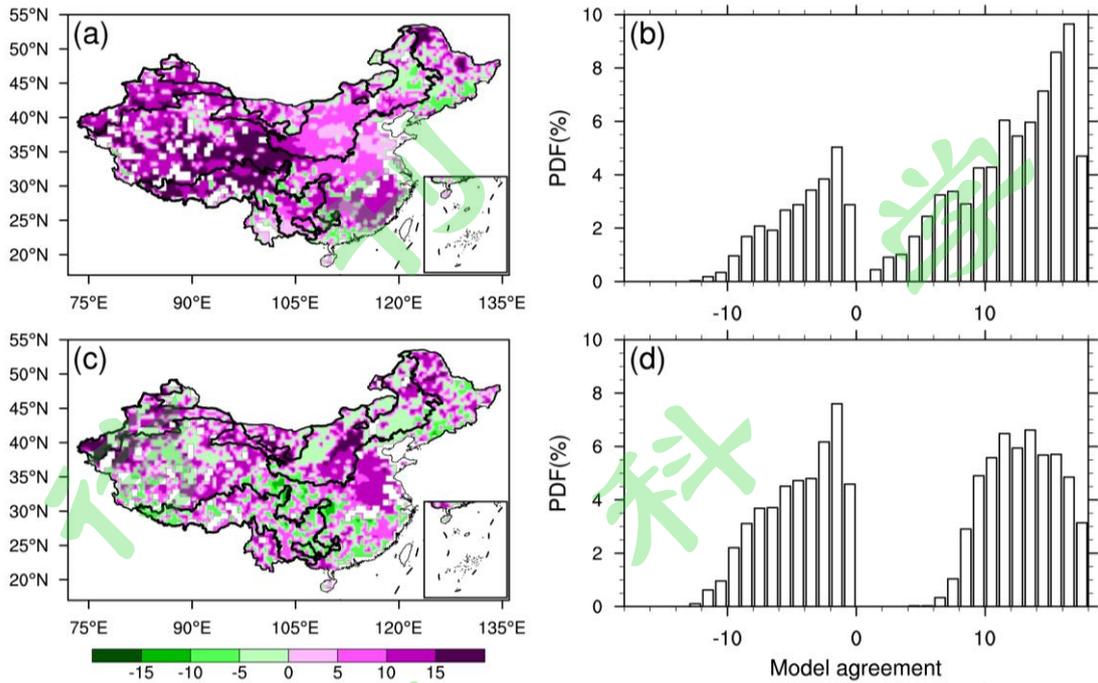


图 9 模式模拟与观测的敏感性符号相同的模式个数的空间分布及概率密度函数 (a-b) LAI 对温度的敏感性 (c-d) LAI 对降水的敏感性 (紫色代表观测的敏感性为正值, 绿色代表观测的敏感性为负值)

Fig.9 The spatial pattern of simulation consistency (number of models with agreement in sign) and their probability density function for (a-b) β_T and (c-d) β_P (purple color denotes positive vegetation sensitivity and green color denotes negative vegetation sensitivity)

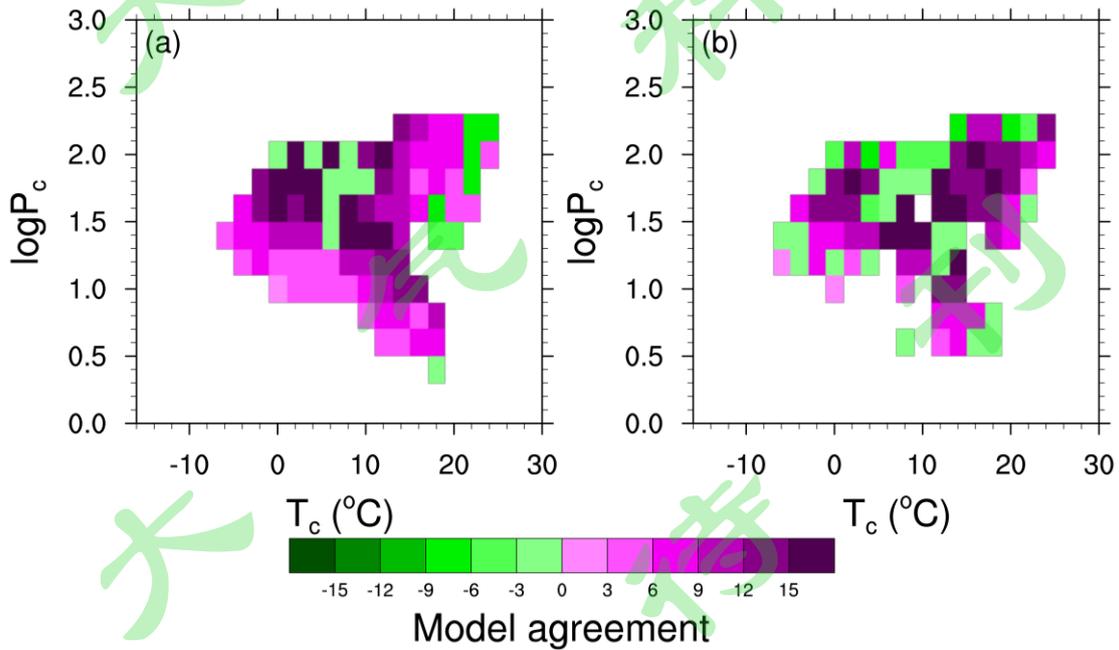


图 A3 CMIP6 模式模拟的 LAI 对 (a) 温度, (b) 降水敏感性与观测的敏感性在气候空间中的符号一致性分布

Fig.A3 The symbol consistency among observation and models for the sensitivity of LAI to (a) temperature and (b) precipitation over the climatic space

3.3 模式模拟性能的综合比较

根据上述评估分析,通过相对均方根误差分析法(公式2),将18个CMIP6模式进行了模拟效果排名(图10)。依照 $RMSE' < 0$ 表示单一模式优于所有模式的中等模拟水平的判断标准,例如单一模式某变量的 $RMSE' < -0.2$ 则表示其RMSE比各模式RMSE的中值小于20%以上。EC-Earth3-Veg($RMSE' < -0.28$)、BCC-CSM2-MR($RMSE' < -0.25$)和UKESM1-0-LL($RMSE' < -0.16$)对平均温度的模拟效果最好;NorESM2-LM($RMSE' < -0.28$)、TaiESM1($RMSE' < -0.27$)和NorESM2-MM($RMSE' < -0.19$)对温度变化趋势模拟相对较好;IPSL-CM6A-LR($RMSE' < -0.22$)、EC-Earth3-Veg($RMSE' < -0.21$)和BCC-CSM2-MR($RMSE' < -0.20$)对平均降水模拟性能最好;MPI-ESM1-2-HR($RMSE' < -0.27$)、EC-Earth3-Veg($RMSE' < -0.22$)和MPI-ESM1-2-LR($RMSE' < -0.17$)对降水变化趋势模拟较好;FIO-ESM-2-0($RMSE' < -0.30$)、CanESM5($RMSE' < -0.20$)和CanESM5-CanOE($RMSE' < -0.20$)对LAI的模拟效果最佳;CanESM5-CanOE($RMSE' < -0.07$)、MPI-ESM1-2-LR($RMSE' < -0.04$)和IPSL-CM6A-LR($RMSE' < -0.03$)对LAI变化趋势模拟最好;而关于植被对气候变化的敏感性,主要选取植被对温度和降水敏感性模拟效果均高于所有模式中位数的模式。综合比较之后,CanESM5-CanOE、INM-CM5-0、IPSL-CM6A-LR和MPI-ESM1-2-LR四个模式的总体模拟效果最好。

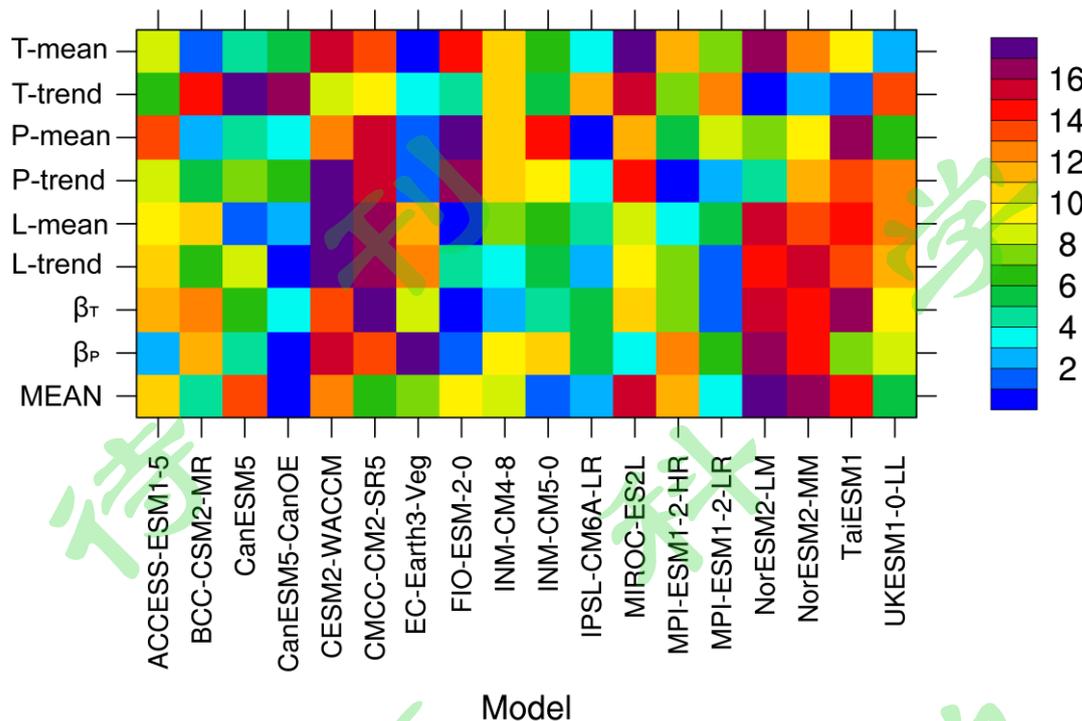


图 10 1982~2014 年中国生长季各模式对各变量 (T-mean: 平均温度、T-trend: 温度变化趋势、P-mean: 平均降水、P-trend: 降水变化趋势; L-mean: 平均 LAI、L-trend: LAI 变化趋势、 β_T : 植被对温度的敏感性、 β_P : 植被对降水的敏感性) 和综合效果 (MEAN) 模拟性能排名

Fig.10 The simulation ability rank of each variables (T-mean: mean temperature, T-trend: variation trend of temperature, P-mean: mean precipitation, P-trend: variation trend of precipitation, L-mean: mean LAI, L-trend: variation trend of LAI, β_T : vegetation sensitivity to temperature, β_P : vegetation sensitivity to precipitation) and comprehensive effective (MEAN) during growing season over China for each ESMs

4 总结

基于第六次国际耦合模式比较计划 (CMIP6) 中 18 个模式的输出结果, 以观测和遥感数据作为参考, 评估了中国及其典型脆弱区 1982~2014 年生长季温度、降水、LAI 以及 LAI 对温度和降水变化敏感性的模拟性能。主要结论和讨论如下:

(1) 大部分模式能够较好模拟出生长季温度、降水和 LAI 的气候态空间分布特征 (温度: $r = 0.95$; 降水: $r = 0.75$; LAI: $r = 0.81$), 但对平均值模拟存在偏差, 且各模式对气候和植被变化趋势的模拟偏差较大。

(2) 与观测结果相比, 模式关于 LAI 对温度和降水的敏感性的空间模拟存在显著偏差, 对敏感性的符号模拟能力表现出对正值区的模拟优于对负值区的模

拟，并且典型脆弱区植被敏感性大于中国区域植被敏感性。

(3) 基于相对均方根误差分析法，根据 CMIP6 对中国地区生长季温度、降水和 LAI 的多年平均值及变化趋势、LAI 对温度和降水变化的敏感性等模拟效果，综合而言，CanESM5-CanOE、INM-CM5-0、IPSL-CM6-LR 和 MPI-ESM1-2-LR 四个模式的模拟能力最佳。

虽然 CMIP5 和 CMIP6 模式普遍低估年平均温度(Chen et al., 2014; You et al., 2021)，但本文中 MME 高估生长季平均温度，其差异主要来自春季和冬季青藏高原地区出现的强冷偏差，而该月份本文并未统计。同时，MME 显著高估生长季降水多年平均值，其中南方脆弱区尤为突出。该情况在 CMIP5 的年平均降水评估结果中有所体现(陈晓晨等，2014)，并且胡一阳等(2021)和 Yang et al. (2021) 评估 CMIP6 对降水的模拟能力也发现西部高原地区模拟偏高，说明复杂地形仍是影响降水模拟效果的一大难点。MME 可再现观测 LAI 从东南向西北递减的分布特征，但存在普遍高估，这一点与已有的年平均 LAI 评估结论一致(Song et al., 2021)。

在植被敏感性模拟方面，与 CMIP5 模式的结果(Quetin and Swann, 2018) 相比，CMIP6 模式对于植被敏感性幅度的模拟能力并未改进。总体而言，使用动态植被模式(Dynamic Global Vegetation Model, DGVM)的 ESMs (EC-Earth3-Veg、IPSL-CM6A-LR、MPI-ESM1-2-HR、MPI-ESM1-2-LR、UKESM1-0-LL)对 β_T 观测高值区(我国华南、华东、黄土高原和南方各脆弱区)的模拟整体偏小且符号相反(图 6)，因此除 EC-Earth3-Veg 外，此类模式的全国平均 β_T 被显著低估(图 8a)；而除 FIO-ESM-2-0 外，陆面模式采用 CLM 家族的 ESMs (CESM2-WACCM、CMCC-CM2-SR5、NorESM2-LM、NorESM2-MM、TaiESM1)则整体高估全国范围的 β_T 幅度(图 6)，尤其这些模式和 ACCESS-ESM1-5、BCC-CSM2-MR 在华北和西南 β_T 的显著负偏差，导致 MME 的 β_T 在该地区偏离合理值，正负号与观测完全相反；但就全国平均而言，由于正负相抵，仅 CESM2-WACCM 和 NorESM2-LM 的全国平均 β_T 大于观测(图 8a)。由于绝大多数模式(15/18)显著高估干旱-半干旱区、黄土高原、北方农牧林草等降水量较少的脆弱区的 β_P ，部分模式还高估了青藏高原地区的 β_P (图 7)，因此，大部分模式(14/18)的全国平均 β_P 都高于观测值(图 8b)。而

就模式的综合排名来说，CanESM5–CanOE 对植被敏感性整体模拟性能最好，可能是由于其对 LAI 变化特征的模拟效果最佳。

产生以上模拟偏差和模式间差异的原因可能在于光合作用参数化方案的不足以及众多不确定性。例如，光合反应速率对叶片温度（与气温相关）和水限制因子的响应存在一定的模拟偏差；由于 ACCESS–ESM1–5 考虑了氮/硫限制（Ziehn et al., 2020），而 CanESM5–CanOE 引入了臭氧对植被总初级生产力 GPP 的影响（Swart et al., 2019），因此与其他模式相比，这两个模式中植被对温度和降水的响应相对偏小。此外，现有 ESMs 缺乏植被对外界适应机制的刻画，从而导致植被对气候变化的响应过强。

虽然已有研究表明参加 CMIP6 的地球系统模式对温度、降水、LAI 等方面的模拟能力较之前版本已有了进一步的提高，对未来预测的不确定性也有所下降（Eyring et al., 2016; Zhao et al., 2020），但本研究表明，现有 ESMs 在模拟植被对气候变化的响应方面存在很大差异，仍需进一步改进。考虑到一些 ESMs 中的陆表过程模式存在同源性，以及一些模式在一些区域存在较大的模拟偏差，进一步工作考虑采用加权权重（而非平均权重）计算 MME，以得到更为合理的模拟预估结果。

参考文献:

- Anav A, Murray–Tortarolo G, Friedlingstein P, et al. 2013. Evaluation of land surface models in reproducing satellite derived Leaf Area Index over the High–Latitude Northern Hemisphere. Part II: Earth System Models [J]. *Remote Sensing*. 5, 3637–3661. doi: 10.3390/rs5083637
- Bao Y, Song Z Y, Qiao F L, et al. 2020. FIO–ESM version 2.0: model description and evaluation [J]. *Journal of Geophysical Research–ocean*. 125, 1–21. doi: 10.1029/2019JC016036
- Buermann W, Forkel M, O’Sullivan M, et al. 2018. Widespread seasonal compensation effects of spring warming on northern plant productivity [J]. *Nature*, 562(7725): 110–114. doi: 10.1038/s41586–018–0555–7
- 陈晓晨, 徐影, 许崇海, 等. 2014. CMIP5 全球气候模式对中国地区降水模拟能力的评估[J]. *气候变化研究进展*, 10(3): 217–225. Xu X C, Xu Y, Xu C H, et al. 2014. Assessment of precipitation simulations in China by CMIP5 multi–models [J]. *Advances in Climate Change*

- Research, 10(3): 217–225. doi: 10.3969/j.issn.1673–1719.2014.03.011
- Chen L, Frauenfeld O W. 2014. Surface air temperature changes over the Twentieth and Twenty–first centuries in China simulated by 20 CMIP5 models [J]. *Journal of Climate*, 27(11): 3920–3937. doi: 10.1175/JCLI-D-13-00465.1
- Cook B I, Mankin J S, Marvel K, et al. 2020. Twenty–first century drought projections in the CMIP6 forcing scenarios [J]. *Earths Future*. 8(6), e2019EF001461. doi: 10.1029/2019EF001461
- 丹利, 季劲钧, 马柱国. 2007. 新疆植被生产力与叶面积指数的变化及其对气候的响应[J]. *生态学报*, 09: 3582–3592. Dan L, Ji J J, Ma Z G. 2007. The variation of net primary production and leaf area index area index over Xinjiang Autonomous Region and its response to climate change [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 09: 3582–3592.
- Dan L, Ji J J. 2007. The surface energy, water, carbon flux and their intercorrelated seasonality in a global climate–vegetation coupled model [J]. 59(3): 425–438. doi: 10.1111/j.1600–0889.2007.00274.x
- Duan Y, Kumar S, Kinter J L. 2021. Evaluation of long–term temperature trend and variability in CMIP6 multimodel ensemble [J]. *Geophysical Research Letters*, 48(10), e2021GL093227. doi: 10.1029/2021GL093227
- Eyring V, Bony S, Meehl G A, et al. 2016. Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization [J]. *Geoscientific Model Development*, 9(5): 1937–1958. doi: 10.5194/gmd–9–1937–2016
- Friedlingstein P, Meinshausen M, Arora V K, et al. 2014. Uncertainties in CMIP5 climate projections due to carbon cycle feedbacks [J]. *Journal of Climate*, 27(2): 511–526. doi:10.1175/JCLI-D-12-00579.1
- Gleckler P J, Taylor K E, Doutriaux C. 2008. Performance metrics for climate models [J]. *Journal of Geophysical Research*, 113 (D6): D06104. doi: 10.1029/2007JD008972
- 胡一阳, 徐影, 李金建, 等. 2021. CMIP6 不同分辨率全球气候模式对中国降水模拟能力评估 [J]. *气候变化研究进展*, 17 (6): 730–743. Hu Y Y, Xu Y, Li J J, et al. 2021. Evaluation on the performance of CMIP6 global climate models with different horizontal resolution in simulating the precipitation over China [J]. *Climate Change Research*, 17 (6): 730–743. doi: 10.12006/j.issn.1673–1719.2021.005
- IPCC, 2021: Summary for Policymakers. In: *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*.

- Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, pp. 3–32.
- Jiang D B, Hu D, Tian Z P, et al. 2020. Differences between CMIP6 and CMIP5 Models in simulating climate over China and the East Asian monsoon [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 37(10): S11102–11118. doi: 10.1007/s00376–020–2034–y
- Jong R D, Schaepman M E, Furrer R, et al. 2013. Spatial relationship between climatologies and changes in global vegetation activity [J]. *Global Change Biology*, 19(6): 1953–1964. doi: 10.1111/gcb.12193
- Jung M, Reichstein M, Schwalm C R, et al. 2017. Compensatory water effects link yearly global land CO₂ sink changes to temperature [J]. *Nature*, 541(7638): 516–520. doi: 10.1038/nature20780
- Liang S L, Zhao X, Liu S H, et al. 2013. A long-term Global Land Surface Satellite (GLASS) data-set for environmental studies [J]. *International Journal of Digital Earth*, 6: 5–33. doi: 10.1080/17538947.2013.805262
- Meehl G A. 1995. Global coupled general circulation models [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 76(6): 951–957. doi: 10.1175/1520–0477–76.6.951
- Nemani R R, Keeling C D, Hashimoto H, et al. 2003. Climate-driven increases in global terrestrial net primary production from 1982 to 1999 [J]. *Science*, 300(5625): 1560–1563. doi: 10.1126/science.1082750
- Peng J, Dan L, Huang M. 2014. Sensitivity of global and regional terrestrial carbon storage to the direct CO₂ effect and climate change based on the CMIP5 model intercomparison [J]. *Plos One*, 9(4): e95282. doi: 10.1371/journal.pone.0095282
- Peng J, Dan L, Yang F Q, et al. 2021. Global and regional estimation of carbon uptake using CMIP6 ESM compared with TRENDY ensembles at the centennial scale [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 126(18), e2021JD035135. doi: 10.1029/2021JD035135
- Peng S S, Chen A P, Xu L, et al. 2011. Recent change of vegetation growth trend in China [J]. *Environmental Research letters*. 2011, 6(4): 044027. doi: 10.1088/1748–9326/6/4/044027
- 朴世龙, 张宪洲, 汪涛, 等. 2019. 青藏高原生态系统对气候变化的响应及其反馈[J]. *科学通报*, 64(27): 2842–2855. Piao S L, Zhang X Z, Wang T, et al. 2019. Responses and feedback of the

- Tibetan Plateau's alpine ecosystem to climate change [J]. *Chinese Science Bulletin*, 64(27): 2842–2855. doi: 10.1360/TB–2019–0074
- Piao S L, Yin G D, Tan J G, et al. 2015. Detection and attribution of vegetation greening trend in China over the last 30 years [J]. *Global Change Biology*, 21(4): 1601–1609. doi: 10.1111/gcb.12795
- Quetin G R, Swann A L S. 2017. Empirically derived sensitivity of vegetation to climate across global gradients of temperature and precipitation [J]. *Journal of Climate*, 2017, 30(15): 5835–5849. doi:10.1175/JCLI-D–16–0829.1
- Quetin G R, Swann A L S. 2018. Sensitivity of leaf area to interannual climate variation as a diagnostic of ecosystem function in CMIP5 carbon cycle models [J]. *Journal of Climate*, 31(20): 8607–8625. doi: 10.1175/JCLI-D–17–0580.1
- Rustad L E. 2008. The response of terrestrial ecosystems to global climate change: towards an integrated approach [J]. *Science of the Total Environment*, 404(SI2–3): 222–235. doi: 10.1016/j.scitotenv.2008.04.050
- 桑宇星, 刘刚, 江聪, 等. 2020. 近 30a 中国叶面积指数变化趋势的不确定性评估[J]. *遥感技术与应用*, 35(05): 1028–1036. Sang Y X, Liu G, Jiang C, et al. 2020. Uncertainty assessment of the trend of China's leaf area index in the past 30 years [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 35(05): 1028–1036. doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1028
- Seddon A W R, Macias–Fauria M, Long P R, et al. 2016. Sensitivity of global terrestrial ecosystems to climate variability [J]. *Nature*, 531: 229–232. doi: 10.1038/nature16986
- Shao P, Zeng X B, Sakaguchi K, et al. 2013. Terrestrial carbon cycle: climate relations in eight CMIP5 Earth System Models [J]. *Journal of Climate*, 26, 8744–8764. doi: 10.1175/JCLI-D–12–00831.1
- Solomon S, Qin D, Manning M, et al. 2007. IPCC 2007: Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. 18, 95–123.
- Song X, Wang D Y, Li F, et al. 2021. Evaluating the performance of CMIP6 earth system models in simulating global vegetation structure and distribution [J]. *Advances in Climate Change Research*, 12: 584–595. doi: 10.1016/j.accre.2021.06.008
- Sun Q H, Miao C, Duan Q Y. 2015. Comparative analysis of CMIP3 and CMIP5 global climate

- models for simulating the daily mean, maximum, and minimum temperatures and daily precipitation over China [J]. *Journal of Geophysical Research–Atmospheres*, 120(10): 4806–4824, doi:10.1002/2014JD022994
- Swart N C, Cole J N, Kharin V, et al. 2019. The Canadian Earth System Model version5 (CanESM5.0.3) [J]. *Geoscientific Model Development*, 12(11): 4823–4873. doi: 10.5194/gmd-12-4823-2019
- Tourre Y M, Jarlan L, Lacaux J P, et al. 2008. Spatio-temporal variability of NDVI-precipitation over southernmost South America: possible linkages between climate signals and epidemics [J]. *Environmental Research Letters*, 3(4): 044008. doi: 10.1088/1748-9326/3/4/044008
- Verbyla D. 2015. Remote sensing of interannual boreal forest NDVI in relation to climatic conditions in interior Alaska [J]. *Environmental Research Letters*, 10(12): 125016. doi: 10.1088/1748-9326/10/12/125016
- 吴佳, 高学杰. 2013. 一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其它资料的对比[J]. *地球物理学报*, 56(4): 1102–1111. Wu J, Gao X J. 2013. A gridded daily observation dataset over China region and comparison with the other datasets [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 56(4): 1102–1111. doi: 10.6038/cjg20130406
- Wu D H, Zhao X, Liang S L, et al. 2015. Time-lag effects of global vegetation responses to climate change [J]. *Global Change Biology*, 21(9): 3520–3531. doi: 10.1111/gcb.12945
- Wu Z T, Dijkstra P, Koch G W, et al. 2011. Responses of terrestrial ecosystems to temperature and precipitation change: a meta-analysis of experimental manipulation [J]. *Global Change Biology*, 17(2): 927–942. doi: 10.1111/j.1365-2486.2010.02302.x
- Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, et al. 2016. Long-time-series global land surface satellite leaf area index product derived from MODIS and AVHRR surface reflectance [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(9): 5301–5318. doi: 10.1109/TGRS.2016.2560522
- Xin X G, Wu T W, Zhang J, et al. 2020. Comparison of CMIP6 and CMIP5 simulations of precipitation in China and the East Asian summer monsoon [J]. *International Journal of Climatology*, 40(15): 6423–6440
- Yang X L, Zhou B T, Xu Y, et al. 2021. CMIP6 evaluation and projection of temperature and precipitation over China [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 38(5): 817–830, doi:10.1007/s00376-021-0351-4

- You Q, Cai Z, Wu F, et al. 2021. Temperature dataset of CMIP6 models over China: evaluation, trend and uncertainty [J]. *Climate Dynamics*, 57(1–2): 17–35. doi: 10.1007/s00382–021–05691–2
- 曾庆存, 林朝晖. 2010. 地球系统动力学模式和模拟研究的进展[J]. *地球科学进展*, 25(01): 1–6. Zeng Q C, Lin Z H. 2010. Recent progress on the earth system dynamical model and its numerical simulations [J]. *Advances in Earth Science*, 25(01): 1–6. doi: CNKI:SUN:DXJZ.0.2010–01–003
- Zeng Z Z, Zhu Z C, Lian X, et al. 2016. Responses of land evapotranspiration to Earth's greening in CMIP5 Earth System Models [J]. *Environmental Research Letters*, 11 (10): 104006. doi: 10.1088/1748–9326/11/10/104006
- 张丽霞, 陈晓龙, 辛晓歌. 2019. CMIP6 情景模式比较计划 (ScenarioMIP) 概况与评述[J]. *气候变化研究进展*, 15(5): 519–525. Zhang L X, Chen X L, Xin X G. 2019. Short commentary on CMIP6 Scenario Model Intercomparison Project (ScenarioMIP) [J]. *Climate Change Research*, 15(5): 519–525. doi: 10.12006/j.issn.1673–1719.2019.082
- 张艳武, 张莉, 徐影. 2016. CMIP5 模式对中国地区气温模拟能力评估与预估[J]. *气候变化研究进展*, 12(1): 10–19. Zhang Y W, Zhang L, Xu Y. 2016. Simulations and projections of the surface air temperature in China [J]. *Climate Change Research*, 12(1): 10–19. doi: 10.12006/j.issn.1673–1719. 2015.113
- 赵倩倩, 张京朋, 赵天保, 等. 2021. 2000 年以来中国区域植被变化及其对气候变化的响应[J]. *高原气象*, 40(2): 292–301. Zhao Q Q, Zhang J P, Zhao T B, et al. 2021. Vegetation changes and its response to climate change in China since 2000 [J]. *Plateau Meteorology*, 40(2): 292–301. doi: 10. 7522/j. issn. 1000–0534. 2020. 00025
- Zhao Q, Zhu Z C, Zeng H, et al. 2020. Future greening of the Earth may not be as large as previously predicted [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 292: 108111. doi: 10.1016/j.agrformet.2020.108111
- 中华人民共和国环境保护部. 2008. 全国生态脆弱区保护规划纲要[EB/OL].
- 周天军, 邹立维, 陈晓龙. 2019. 第六次国际耦合模式比较计划 (CMIP6) 评述[J]. *气候变化研究进展*, 15 (5): 445–456. Zhou T J, Zou L W, Chen X L. 2019. Commentary on the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) [J]. *Climate Change Research*, 15(5): 445–456. doi: 10.12006/j.issn.1673–1719.2019.193

Zhou T J, Chen Z M, Zou L M, et al. 2020. Development of climate and earth system models in China: past achievements and new CMIP6 results [J]. Journal of Meteorological Research, 34(1): 1–19. doi: 10.1007/s13351-020-9164-0

Ziehn T, Lenton A, Law R M, et al. 2020. The Australian Earth System Model: ACCESS-ESM1.5 [J]. Journal of Southern Hemisphere Earth Systems Science, 70(1): 193-214. doi: 10.1071/ES19035

第

科

风

第

第

科

风

刊

第

第