

简报

气候和土地利用变化对广东省植被净初级生产力的影响*

步可, 王雪, 姚凤梅[†]

(中国科学院大学地球与行星科学学院, 北京 100049)

(2024 年 11 月 7 日收稿; 2025 年 4 月 9 日收修改稿)

Bu K, Wang X, Yao F M. Impact of climate and land use changes on net primary productivity of vegetation in Guangdong Province[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2026, 43(5): 706-719. DOI: 10. 7523/j. ucas. 2025. 021.

摘要 基于 2003—2022 年中分辨率成像光谱仪(MODIS)植被净初级生产力(NPP)数据, 采用 Theil-Sen 趋势分析和 Mann-Kendall 检验, 探讨近 20 年广东省 NPP 的时空变化规律。结合相关分析和地理探测器方法评估气候因子和土地利用变化对植被 NPP 的影响。结果表明: 珠三角 NPP 低值区呈现显著退化趋势, 而粤东与粤北 NPP 高值区呈现明显或缓慢改善趋势。此外, 气候和土地利用变化对 NPP 的相对贡献度分别为 59.48% 和 40.51%, 其中气温、降水和辐射对 NPP 的贡献度分别为 17.51%、58.32% 和 24.17%。在不同未来气候情景下, 高排放条件会导致 NPP 高值区面积减少, 低值区面积增加; 而中等排放条件下, NPP 呈现稳定增长趋势。

关键词 净初级生产力(NPP); 气候变化; 土地利用; CMIP6-SSP 气候情景; 时空变化; Theil-Sen 趋势分析; Mann-Kendall 检验; 地理探测器

中图分类号: S771.8 文献标志码: A DOI: 10. 7523/j. ucas. 2025. 021

Impact of climate and land use changes on net primary productivity of vegetation in Guangdong Province

BU Ke, WANG Xue, YAO Fengmei

(College of Earth and Planetary Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract Net primary productivity (NPP) serves as a vital metric for evaluating the carbon sequestration potential of terrestrial ecosystems. Investigating the impacts of climate change and land use change on vegetation NPP is crucial for understanding regional ecosystem carbon sink management. This study utilizes moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) NPP data from 2003 to 2022, combined with Theil-Sen trend analysis and the Mann-Kendall test, to examine the spatiotemporal patterns of NPP in Guangdong Province over the past two decades. Furthermore, correlation analysis and the Geodetector were applied to quantify the effects of climatic factors and

* 国家自然科学基金(42071425)资助

[†] 通信作者, E-mail: yaofm@ucas.ac.cn

land use changes on vegetation NPP. The findings reveal that low-NPP regions in the Pearl River Delta exhibit a significant declining trend, whereas high-NPP regions in eastern and northern Guangdong demonstrate either pronounced or gradual improvement. Additionally, the relative contributions of climate change and land use change to NPP variations were 59.48% and 40.51%, respectively. Among climatic factors, precipitation had the highest contribution (58.32%), followed by radiation (24.17%) and temperature (17.51%). Under future climate scenarios, high-emission conditions are projected to reduce the extent of high-NPP areas while expanding low-NPP areas, whereas moderate-emission scenarios are expected to sustain a steady increase in NPP.

Keywords net primary productivity (NPP); climate change; land use; CMIP6-SSP climate scenarios; spatiotemporal changes; Theil-Sen trend analysis; Mann-Kendall test; geodetector

陆地生态系统植被净初级生产力(net primary productivity, NPP)是指在单位时间和单位面积内,绿色植被通过光合作用累积的有机物量^[1]。在全球气候变化和土地利用变化的背景下,探讨NPP的动态变化趋势对生态系统服务^[2]、气候调节和生物多样性保护具有重要意义。尽管NPP受植物生长状态、土壤条件^[3]和生理环境等多重因素的影响,但气候变化与土地利用变化对其影响尤为显著,二者共同作用导致NPP在不同地区和时间段呈现出复杂的变化差异。因此,深入分析气候变化与土地利用变化对广东省NPP的驱动机制及其未来情景响应,对于评估该区域生态系统的健康状况和碳储量至关重要。

气候因素通过调节植被的生长过程来驱动NPP的变化^[4]。温度的升高会增强植物呼吸作用^[5],影响光合作用的有机物累积。降水决定植物的生长周期,水分不足可能引发水分胁迫^[6],影响植被的健康状况。同时,太阳辐射通过调控植物气孔的开闭、蒸腾作用以及水分利用效率^[7],影响NPP含量。此外,不同区域主导NPP变化的气候因子具有显著差异。区域大尺度研究表明,在中国西南地区^[8]和青藏高原地区^[9],日照时数和温度分别是影响植被和沼泽NPP的关键因子;而近20年对云南省^[10]的研究发现,相较于降水和太阳辐射,温度是驱动NPP变化的主导因素。在小尺度区域,如农田和国家公园^[11],降水是决定NPP变化的主要因素。

土地利用变化引发的城市化和农业扩张显著改变了地表植被格局,加剧全球和区域尺度植被NPP的动态变化。Mohamed等^[12]发现森林砍伐带来的土地利用变化对热带森林NPP具有显著影响;Imhoff等^[13]研究表明,相较于气候变化,美国城市化进程对NPP的负面作用更为突出。随

着气候变化和土地利用格局的演变,不同地区NPP的变化机制存在空间异质性。Fu等^[14]研究表明在广州市2001—2006年城市扩张过程中土地利用变化对NPP的影响大于气候变化,Evans和Geerken^[15]研究发现降雨比人类活动对叙利亚干旱区植被的影响更为显著,朱思佳等^[16]研究表明,洞庭湖流域NPP变化受气温的影响更为显著。

我国学者使用R-贡献度、残差分析等方法定量分析气候与土地利用对中国部分区域植被NPP的影响。例如,姜春等^[17]通过CASA模型对2000、2005和2010年的广东省NPP进行估算发现,不同气候因子对NPP变化的相对贡献差异较大,而城市热岛效应、农耕活动和园林管理等人类活动对NPP具有正向作用。对中国NPP变化进行区域差异分析发现,气候变化占主导地位的区域为河西地区^[18]、长江中下游地区^[19]、长三角地区^[20]和重庆市^[21];而土地利用变化影响更为显著的区域包括广东省韶关市^[22]和上海市^[11]。然而,上述研究未能定量解析气候因子与土地利用变化对NPP变化的相对贡献。区域主导驱动因子仍存在不确定性^[23],且各区域气候因子与NPP之间的正负相关性存在差异,这种分化特征反映了不同生态系统对气候变化和土地利用变化的复杂响应机制。

作为粤港澳大湾区建设的重点,广东省,尤其是珠三角核心城市深圳市是经济高度发达、城市化快速推进、气候多样且易受全球变化影响的代表性地区,因此研究该地植被生态系统的可持续发展十分重要。尽管近年来面向广东省的NPP研究已取得重要进展,但是针对近20年长时间序列的定量研究以及各影响因子贡献度的深入解析仍较为匮乏^[24]。现有研究集中于对短期广东省NPP或单一驱动因素研究,缺乏长时间序列和多

维度的综合分析及对未来气候情景下NPP变化的预测。本研究采用地理探测器方法,分析2003—2022年广东省气候变化和土地利用变化对植被NPP的共同影响,并定量解析各驱动因子对NPP变化的相对贡献。同时,评估第6次国际耦合模式比较计划(coupled model intercomparison project phase 6, CMIP6)不同排放情景下气候和土地利用变化对植被NPP的影响,以揭示未来可能的演变趋势。研究结果可为区域生态管理和可持续发展策略制定提供科学支撑,并助力广东省“双碳目标”的实现。

1 数据来源及研究方法

1.1 研究区概况

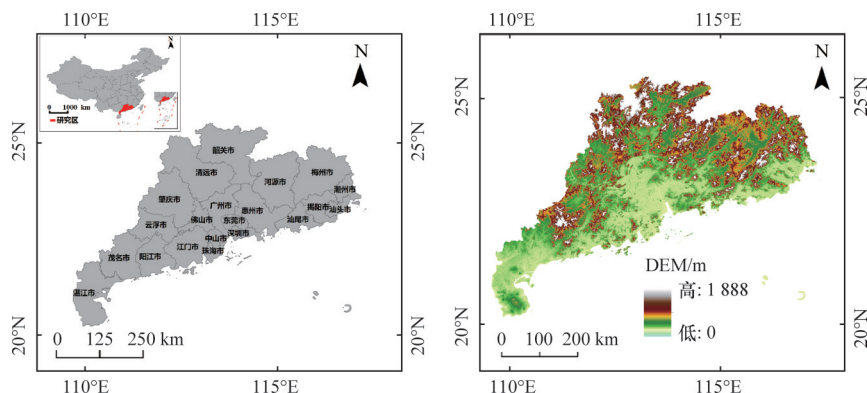
广东省位于中国大陆最南部($20.22^{\circ}\text{N}\sim 25.52^{\circ}\text{N}$, $109.66^{\circ}\text{E}\sim 117.31^{\circ}\text{E}$),如图1所示,陆地面积17.98万 km^2 ,岛屿面积1592.7 km^2 ,海域总面积41.93万 km^2 。该地属于东亚季风区,从北向南分别为中亚热带、南亚热带和热带气候,是全国光、热和水资源较丰富的地区,年平均气温呈北低南高分布,年均降水量1790 mm,但分布不均,呈多中心分布,年平均日照时数自北向南增加,年太阳总辐射量在4200~5400 MJ/m^2 。地带性森林植被以常绿阔叶林为主,也有沿海的热带红树林^[25]。植被类型包含非纬度地带性的常绿-落叶阔叶混交林、常绿针-阔叶混交林、常绿针叶林、竹林、灌丛和草坡,以及水稻、甘蔗和茶园等栽培植被。气象灾害多发,主要灾害有暴雨洪涝、热带气旋、强对流天气、雷击、高温、干旱及低温阴雨、寒露风、寒潮和霜冻等低温灾害。

1.2 数据来源及预处理

本文使用MODIS产品提供的2003—2022年年度总初级生产力(gross primary productivity, GPP)和NPP数据。该产品经过几何校正、大气校正和去云等预处理,能有效反映全球范围内的植被生长状况^[26-27]。使用MRT(MODIS reprojection tool)软件进行影像拼接与裁剪,并在ENVI平台进行影像合成,同时对数据进行统一投影和坐标转换,转换至世界大地测量系统坐标系。最后基于NPP与GPP的比例关系,计算并模拟逐月NPP数据,同时将空间分辨率重采样至1 km。此外,全球陆表卫星(global land surface satellite, GLASS)数据集已在全球范围内得到广泛应用^[28],下载并处理GLASS数据以评估MODIS_NPP的区域适用性和一致性。

本研究使用欧洲中期天气预报中心第5代再分析数据(ECMWF reanalysis V5, ERA5)与CMIP6未来气候情景数据集的气象数据。ERA5气象数据被广泛应用于区域尺度长时间序列气候变化分析^[29],本文选取月平均气温、月平均太阳辐射和月平均降水量数据作为关键气象因子。CMIP6数据集包含共享社会经济路径2-4.5(shared socioeconomic pathway 2-4.5, SSP2-4.5, 中等发展路径)和共享社会经济路径5-8.5(shared socioeconomic pathway 5-8.5, SSP5-8.5, 高排放路径),选取近地面气温、降水量和太阳辐射作为未来气候情景下的关键气候因子,并将日尺度数据累计至月尺度。以上数据皆在Google Earth Engine平台上采用双线性插值方法,将数据分辨率重采样为1 km,以更精细地表征区域特征。

本研究采用全球30 m精细地表覆盖动态监测数据集^[30],该土地利用数据集被广泛用于长时



注:该图基于自然资源部标准地图服务网站GS(2019)3333号标准地图制作,底图边界无修改。下同。

图1 研究区概况和数字高程模型(DEM)空间分布图

Fig. 1 Overview of the study area and spatial distribution of the digital elevation model (DEM)

间序列研究^[31]。将研究区内 29 个地表覆盖类型重分类为耕地、草地、阔叶林、针叶林、灌木、湿地、不透水层和水体。此外,人类足迹数据^[32]表征人类活动对环境的综合影响,基于建筑环境、人口密度、夜间灯光、农田、牧场、公路、铁路和通航水道 8 个变量创建。根据人类活动干扰程度,划分为未受人类活动影响、略受人类影响和受人类影响。

SoilGrids^[33]是基于地面样本、遥感数据和机器学习模型构建的全球土壤属性数据集,主要用于反映土壤状态,被广泛应用于全球土壤研究。使用其 0~30 cm 土层的土壤类型、土壤 pH 值和土壤全氮(total nitrogen, TN)数据,空间分辨率重采样为 1 km。此外,使用数字高程数据(digital elevation model, DEM)来描述地貌特征并分析其对 NPP 的影响机制。广东省的省行政区划矢量数据来自广东省地理信息公共服务平台^①。本研究使用的数据列表如表 1 所示。

1.3 研究方法

1.3.1 Theil-Sen Median趋势分析与 Mann-Kendall 显著性检验

使用 Theil-Sen Median 趋势分析揭示广东省 2003—2022 年 NPP 的变化趋势。该方法适用于长时间序列数据,能够对异常值提供不敏感的稳健趋势估计。具体而言,Theil-Sen 斜率的计算公式如下

$$\beta = \text{Median}\left(\frac{N_j - N_i}{j - i}\right), \forall i < j, \tag{1}$$

其中, $\beta > 0$ 表示 NPP 呈增加趋势, $\beta < 0$ 表示 NPP 呈下降趋势; N_j 和 N_i 分别表示第 j 和第 i 年的 NPP, $|\beta|$ 越大,趋势变化速率越快。

此外,采用 Mann-Kendall(MK)显著性检验分析 NPP 变化趋势是否具有统计学上的显著性。该检验通过比较时间序列数据中观察值的秩次^[34],判断上升或下降的显著趋势。其统计量 S 的计算公式为

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(X_j - X_i), \tag{2}$$

其中, n 为样本数据的长度, X_i 和 X_j 分别表示第 i 和第 j 个时间点的样本值,sgn 是符号函数,描述如下

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0, \\ 0, & x = 0, \\ -1, & x < 0. \end{cases} \tag{3}$$

MK 检验通过标准化统计量 Z 值判断趋势显著性:当 $|Z| > 1.96$ 时($p < 0.05$),认为趋势变化具有统计显著性, Z 值的符号指示趋势方向: $Z > 0$ 表示上升趋势, $Z < 0$ 表示下降趋势,其中 Z 值由原始统计量 S 经方差修正后标准化得到。

1.3.2 Pearson 相关系数

通过逐像元计算 Pearson 相关系数^[35],以评估 2003—2022 年气候因子(气温、降水、辐射)与 NPP 的线性关系。相关系数的计算公式为

表 1 本研究使用的数据列表
Table 1 Data inventory for this study

数据名称	数据来源	空间分辨率/m	时间分辨率	年份区间
MODIS_GPP	MYD17A3HGF (NASA)	500	1 a	2003—2022
MODIS_NPP	MOD17A2H (NASA)	1 000	8 d	2003—2022
GLASS_NPP	GLASS	250	8 d	2000—2021
月平均气温	ERA5-Land	11 132	1 月	2003—2022
月平均降水量	ERA5-Land	11 132	1 月	2003—2022
月平均太阳辐射量	ERA5-Land	11 132	1 月	2003—2022
CMIP6 气温	GDDP-CMIP6 (NASA)	27 830	1 d	2020—2030
CMIP6 降水量	GDDP-CMIP6 (NASA)	27 830	1 d	2020—2030
CMIP6 太阳辐射量	GDDP-CMIP6 (NASA)	27 830	1 d	2020—2030
全球土地覆盖	地球大数据科学工程	30	5 a	2000—2020
人类足迹	Human_Footprint	1 000	—	2000—2018
土壤类型	SoilGrids	250	—	1960—2020
土壤 pH 值	SoilGrids	250	—	1960—2020
土壤全氮量	SoilGrids	250	—	1960—2020
地形数据	地理空间数据云	30	—	2019

① Guangdong Platform for Common Geospatial Information Services, <https://guangdong.tianditu.gov.cn/>

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (4)$$

其中, r_{xy} 表示变量 x 和 y 之间的线性关系, 范围为 $-1 \sim 1$; x_i 表示第 i 个观测值, $\bar{x}$ 表示 x 的平均值。

1.3.3 影响因子贡献分析

使用多元线性回归模型评估不同气候因子对 NPP 变化的贡献度, 模型的基本形式如下

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \epsilon, \quad (5)$$

其中, Y 是因变量; $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 是自变量; α 是常数项; $\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_n$ 是各自变量的回归系数; ϵ 是误差项。

采用地理探测器 (geodetector)^[36] 方法量化各个影响因子对 NPP 的相对贡献度。地理探测器通过对目标变量进行分层, 基于某一解释变量, 评估其对 NPP 空间分布的影响。核心指标为 q 值, 用于量化解释变量对目标变量的解释能力。 q 值的计算公式如下

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2}, \quad (6)$$

其中, L 是分层数量, N_h 是第 h 层的样本数量, σ_h^2 是第 h 层的方差, N 是总样本数量, σ^2 是总体方差。 q 值的取值范围为 $0 \sim 1$, 值越大说明该解释变量对目标变量的空间分布的解释能力越强。

交互探测器 (interaction detector) 用于揭示 2 个或多个影响因子对 NPP 变化的交互作用, 即比较单个变量的 q 值和交互后 q 值的变化情况。若影响因子 X_1 与 X_2 交互后为 q 值即 $q(X_1 \cap X_2)$, 大于任何单个变量 q 值即 $\max(q(X_1), q(X_2))$, 则说明存在增强效应, 当 $q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$, 表现为双因子增强, 当 $q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$, 则为非线性增强; 若 $q(X_1 \cap X_2) = \max(q(X_1), q(X_2))$, 则说明两者独立, 并没有显著的交互效应; 若 $q(X_1 \cap X_2) < \max(q(X_1), q(X_2))$, 则可能存在减弱效应, 表现为交互作用导致对目标变量的影响被削弱。

使用地理探测器对 DEM、太阳辐射量、降水量、气温、人类足迹、土壤类型、土壤全氮和土壤 pH 值数据进行离散化, 并计算 q 值衡量各因子的贡献度, 同时利用交互探测模块分析因子之间的交互作用。模型性能的评估主要依赖于相关系数 r 、决定系数 R^2 和均方根误差 (root mean square error, RMSE)。

1.3.4 土地利用转移矩阵

土地利用转移矩阵^[37]用于描述不同土地利用类型在某个时间段内的变化。其计算公式为

$$P_{ij} = \frac{A_{ij}}{\sum_{i=1}^m A_{ij}}, \quad (7)$$

其中, P_{ij} 表示从土地利用类型 i 转移到类型 j 的转移概率; A_{ij} 表示在时间段内, 土地利用类型 i 的面积转变为类型 j 的面积; m 表示土地利用类型的总数。

1.3.5 CA-Markov 模型

CA-Markov 模型结合元胞自动机和马尔可夫链的优点, 是一种被广泛用于土地利用模拟和预测的时空建模工具^[38]。该模型通过马尔可夫链预测系统状态转移的概率分布, 再利用元胞自动机实现空间格局的模拟和扩展。马尔可夫链的核心是转移矩阵 P 表示从当前状态转移到下一状态的概率分布

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中, p_{ij} 表示从状态 i 转移到状态 j 的概率, 满足

$$\sum_{j=1}^n p_{ij} = 1. \quad (9)$$

2 结果与分析

2.1 广东省植被净初级生产力时空变化特征

对 2003—2021 年广东省 MODIS_NPP 和 GLASS_NPP 的平均值和变化趋势进行对比分析。结果表明: 两者的年均值具有较高的相似度 ($R^2=0.84, p<0.001$), 通过 MK 趋势分析证实 2 种 NPP 变化趋势一致, 2 种数据产品在长时间尺度上的空间分布和变化趋势较为吻合。由于 GLASS_NPP 数据在广东省的生态系统生产力动态变化监测方面, 时间序列范围在研究开展时仅覆盖至 2021 年, 难以满足更长时间尺度的分析需求。相比之下, MODIS_NPP 数据具有更高的时空连续性^[39-40], 在区域空间异质性和时序变化特征的捕捉方面表现更优^[41]。因此, 本研究选用 2003—2022 年 MODIS_NPP 数据模拟广东省 NPP 的时空变化分布。

2003—2022 年, 广东省年均 NPP 呈现显著的

空间差异性。其中,NPP 高值区($\geq 600\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)主要分布于海拔较高的常绿和落叶阔叶林山地;中值区($400\sim <600\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)主要覆盖耕地、草地及灌木占比较高区域;低值区($<400\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)集中于经济发达且城市化程度较高的珠三角地区。以上结果表明广东省 NPP 在空间上呈现出中北部较高的分布特征,该格局与土地利用类型及城市化进程密切相关。基于 Theil-Sen Median 趋势分析与 MK 检验得到 2003—2022 年广东省 NPP 变化趋势的显著性分布图(图 2(b)和 2(c))。结果表明,NPP 呈稳定增长趋势(增长速率 $\geq 5\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)的区域占广东省总面积的 32.89%,而 NPP 严重退化(降低速率 $\geq 20\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)的区域占比 27.91%(表 2)。受益于较高的森林覆盖率和有效的生态保护措施,NPP 增长区域(变化斜率为正)位于粤西南部、粤中部的云浮市以及粤北部的山地区域;退化区域(变化斜率为负)主要分布在粤北部山地集中的部分阔叶林、针叶林林地区域和因城市化快速扩张导致非植被用地增加的珠三角区域。

2.2 气候因子对植被净初级生产力的影响

对 2003—2022 年广东省气候因子变化趋势及其与植被 NPP 变化的关系进行空间可视化分析(图 3)。结果表明:近 20 年广东省年均温度介于 $15.87\sim 24.37\text{ }^{\circ}\text{C}$,NPP 与气温的相关性存在空间差异,其中正相关区域占 25.31%,负相关区域占 74.69%。从空间角度来看,粤北地区温度变化率较高,气温增速较快;相比之下,粤中部(惠州市和广州市)及粤西南部(湛江市),气温变化率较低

表 2 2003—2022 年广东省 NPP 变化趋势统计

Table 2 Trends of NPP in Guangdong Province, 2003–2022

S	Z ($\alpha=0.05$)	趋势类型	像元数	占比/%
S>0	Z ≥ 1.96	明显改善	45 683	6.26
	Z <1.96	轻微改善	194 328	26.62
S=0	/	稳定不变	146	0.02
S<0	Z <1.96	轻微退化	285 991	39.18
	Z ≥ 1.96	严重退化	203 744	27.91

注:S 为 MK 趋势统计量(S>0 表示上升趋势,S<0 表示下降趋势);Z 为标准化统计量,当|Z| ≥ 1.96 时($\alpha=0.05$),趋势变化具有统计显著性。

且与 NPP 呈显著负相关。此外,在沿海部分地区气温变化率同样较低,但气温与 NPP 呈显著正相关。

近 20 年广东省年均降水量在 $1\,102.66\sim 2\,624.88\text{ mm}$,NPP 与降水呈正相关区域占该省总面积的 12.86%,而负相关区域占 87.14%。空间分析结果表明,降水量较高的区域集中在粤北部、粤中部及粤西南部(阳江市),而降水量较低的区域则分布在粤东部、粤北部及粤南部(湛江市)。从降水变化趋势来看,粤北和粤东地区降水变化率较低,且 NPP 与降水呈显著负相关;粤中部、粤西南与珠三角区域,NPP 与降水呈显著正相关,表明区域 NPP 对降水变化的响应模式存在空间异质性。

广东省近 20 年辐射分布呈现明显的空间差异,沿海地区辐射较高,而内陆和北部地区辐射相对较低。分析结果表明,NPP 与辐射呈正相关和负相关区域分别占比 33.04% 和 66.96%。从辐

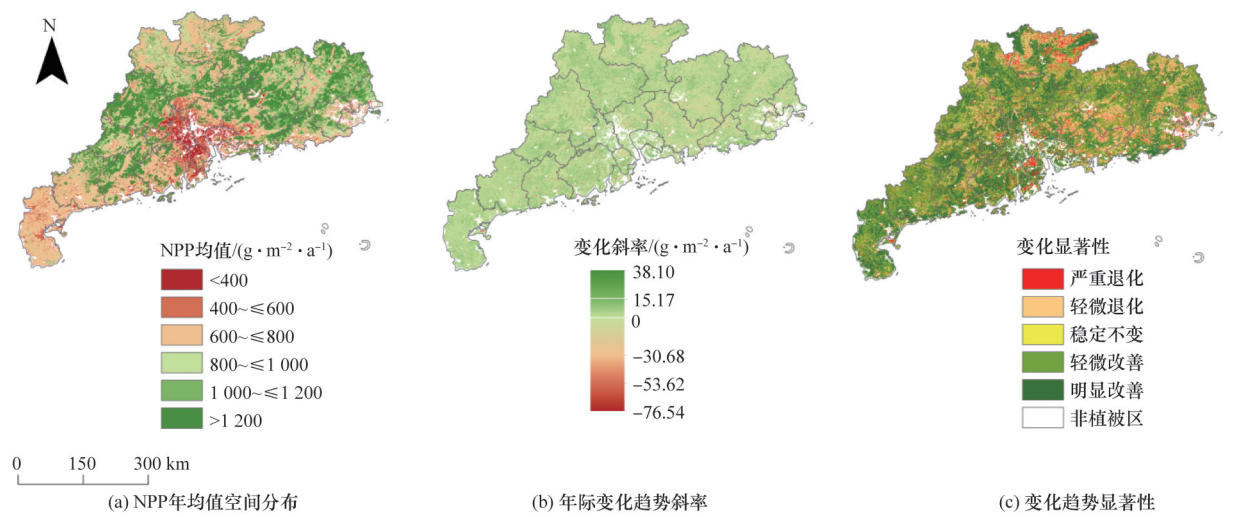


图 2 2003—2022 年广东省 NPP 时空格局与变化趋势

Fig. 2 Spatial-temporal patterns and change trends of NPP in Guangdong Province from 2003 to 2022

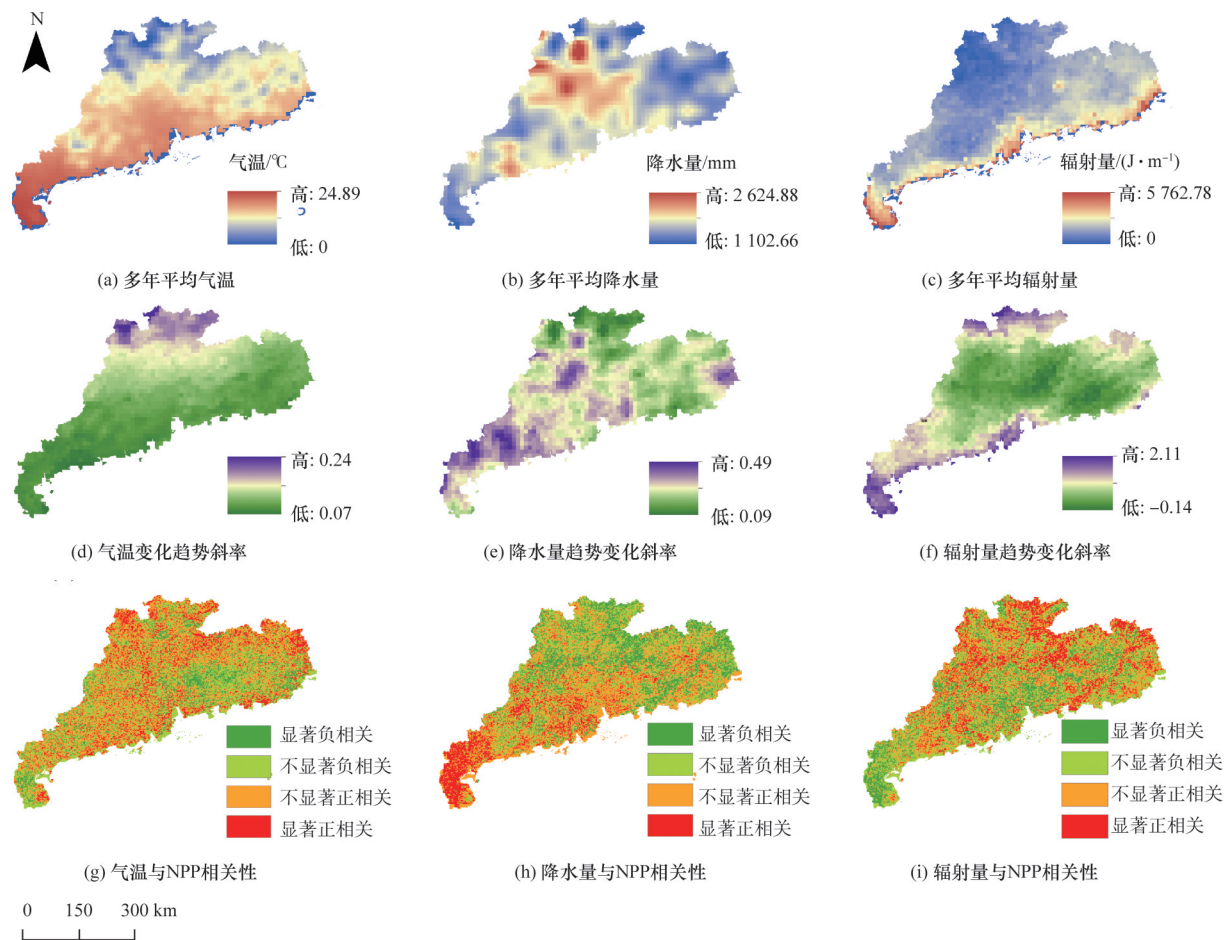
射变化趋势来看,粤南部和粤北部辐射呈增加趋势,而粤中部呈降低趋势。具体而言,粤中部辐射变化率为负值,表明该区域辐射水平持续下降。相比之下,粤北部与粤南部辐射变化率为正值且绝对值较大,表明该地区辐射增长速度较快。

此外,本研究采用多元回归模型评估了气候因子对 NPP 变化的贡献度。结果表明,气温、降水和太阳辐射的贡献率分别为 17.51%、58.32% 和 24.17%。模型检验结果显示, RMSE 和 R^2 分别为 0.007 5 和 0.998,表明模型拟合度较高,具备较好的预测精度。

2.3 土地利用变化对 NPP 的影响

基于土地利用转移矩阵,分析 2000—2020 年广东省以 5 年为间隔的土地利用变化特征(图 4),

并计算不同土地利用类型的年均 NPP 值(表 3)。结果表明,过去 20 年间, NPP 整体呈逐年上升趋势,其中阔叶林的增幅最大,而草地在 2015—2020 年出现下降趋势。草地 NPP 下降的主要原因在于其面积占比最小且呈离散性分布,使得该生态系统对外界气候变化的响应较为敏感,生态可持续性相对较弱。土地利用变化空间分布结果表明,耕地和阔叶林面积均呈下降趋势,部分区域分别被转变为灌木、不透水层和其他土地类型。尽管阔叶林面积逐渐减少,其 NPP 依然最高,表明该生态系统生产力较强,并在现有面积内展现出较高的碳汇能力。与此同时,不透水层面积逐年增加,反映出城市化和建设用地扩张的趋势。此外,针叶林、湿地和水体的面积相对稳定,变化幅度较小,湿地 NPP 年均值逐年上升的



注:(a),(b),(c)代表年均气候因子分布图;(d),(e),(f)表示经过 Sen-MK 趋势分析的月度气候因子变化斜率;(g),(h),(i)为经过显著性检验的月度气候因子和月度 NPP 之间的 Pearson 相关系数,并按照显著性水平和相关性方向分为显著正相关、不显著正相关、不显著负相关和显著负相关 4 类。

图3 2003—2022年广东省气温、降水及辐射的时空变化特征及其与植被 NPP 的相关性

Fig. 3 Spatiotemporal variations of climatic factors and their correlations with vegetation NPP in Guangdong Province (2003–2022)

表 3 2005—2020 年广东省不同植被类型的年均 NPP
Table 3 Annual mean NPP of different vegetation types in Guangdong Province (2005–2020)

地类	年均 NPP			
	2005	2010	2015	2020
耕地	602.57	676.86	714.94	722.28
草地	700.79	765.24	787.51	774.41
阔叶林	1 011.02	1 059.06	1 069.99	1 117.33
针叶林	911.35	965.17	975.49	1 010.63
灌木	920.97	987.06	1 010.95	1 039.36
湿地	389.28	449.99	491.04	504.04

原因可能与湿地保护措施^[25]相关。总体来看,土地利用变化与 NPP 动态变化密切相关,不同土地类型面积的变动直接影响区域 NPP。其中,不透水层扩张和耕地减少可能对 NPP 产生负面影响,而森林生态系统的维持和扩展则有助于提升区域 NPP。

采用地理探测器方法计算不同植被 NPP 在受气候和土地利用变化影响时的贡献度因子(q)。首先,将地形、太阳辐射量、降水量、气温、人类足迹、土壤类型、土壤全氮和土壤 pH 值等数据进行离散化处理后输入模型。单一因子 q 值与交互因子 q 值的关系可以判定因子之间的交互作用强度。为了量化不同类型影响因子的相对贡献,将研究变量划分为气候变化因子(太阳辐射量、降水

量、气温)与土地利用变化因子(人类足迹、土壤类型、地形、土壤全氮、土壤 pH 值)。分析结果表明,气候变化因子的贡献度为 59.48%,土地利用变化因子的贡献度为 40.51%,表明气候因素对 NPP 变化的影响相对更为显著。

采用地理探测器中的交互探测模块分析多因子相互作用对 NPP 的驱动机制(表 4)。结果表明,太阳辐射和降水($q=0.078$)的交互作用对 NPP 具有显著影响,表明两者的联合效应比单一因子更为显著。此外,降水与气温($q=0.094$)的协同作用还会进一步影响植被的生长潜力。降水与土壤全氮($q=0.119$)的交互作用表现出非线性增强趋势,表明水分条件与土壤氮素供应的协同效应对植被生产力具有重要调控作用。相比之下,气温和人类足迹($q=0.054$)因子联合对 NPP 的影响较小,这可能是由于人类足迹虽对土地利用变化具有显著作用,但其对气温变化的直接响应相对缓慢。进一步分析表明,降水作为单因子解释力最高的变量,在交互作用后对 NPP 的影响解释力最强,进而验证了气候因子是影响 NPP 变化的主要驱动力。

2.4 未来气候情景下植被生产力的变化

使用 2000、2010 和 2020 年的土地利用数据,并基于 CA-Markov 模型在 IDRISI 软件中预测 2030 年的土地利用格局变化。CA-Markov 模型已

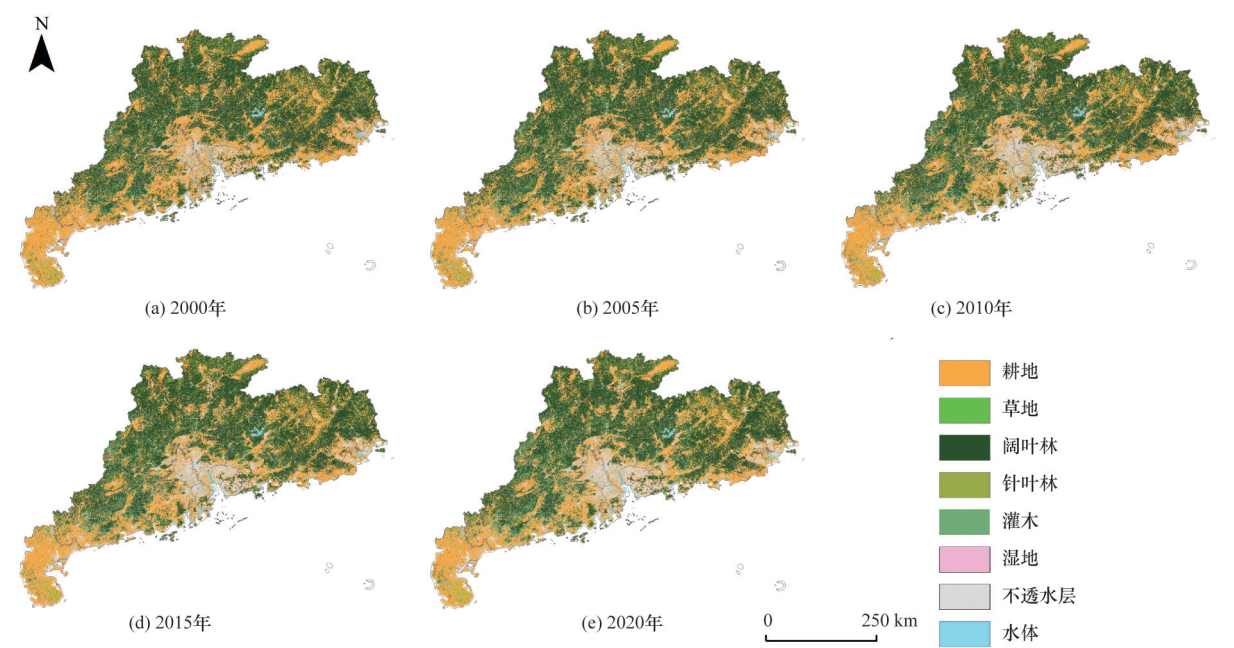


图 4 广东省 2000—2020 年土地利用(每 5 年)空间分布图
Fig. 4 Land use distribution in Guangdong Province at five-year intervals (2000–2020)

表 4 因子交互作用对广东省 NPP 变化影响

Table 4 Effects of factor interactions on NPP changes in Guangdong Province

$q(X_1) \cap q(X_2)$	$q(X_1 \cap X_2)$	判断	交互作用
太阳辐射量(0.016)∩降水量(0.076)	0.078	$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$	双线性增强
太阳辐射量(0.016)∩气温(0.023)	0.045	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
太阳辐射量(0.016)∩人类足迹(0.013)	0.041	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
太阳辐射量(0.016)∩土壤类型(0.003)	0.021	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
太阳辐射量(0.016)∩土壤全氮(0.012)	0.037	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
太阳辐射量(0.016)∩土壤 pH 值(0.018)	0.036	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
太阳辐射量(0.016)∩地形(0.031)	0.074	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
降水量(0.076)∩气温(0.023)	0.094	$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$	双线性增强
降水量(0.076)∩人类足迹(0.013)	0.102	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
降水量(0.076)∩土壤类型(0.003)	0.083	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
降水量(0.076)∩土壤全氮(0.012)	0.119	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
降水量(0.076)∩土壤 pH 值(0.018)	0.111	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
降水量(0.076)∩地形(0.031)	0.137	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
气温(0.023)∩人类足迹(0.013)	0.054	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
气温(0.023)∩土壤类型(0.003)	0.039	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
气温(0.023)∩土壤全氮(0.012)	0.061	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
气温(0.023)∩土壤 pH 值(0.018)	0.060	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
气温(0.023)∩地形(0.031)	0.100	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强

被广泛用于城市扩张演化研究^[42]。首先,利用马尔可夫链模型生成 2010—2020 年的状态转移矩阵,计算各土地类型的转移概率;然后,通过元胞自动机模型引入空间邻域规则,以模拟土地利用空间格局的演变。在模型验证阶段,利用 2010 和 2020 年数据回溯模拟 2020 年的土地利用情况。验证结果表明,模型的 Cramer's V 值为 0.893 5,接近 1,表明预测结果与实际数据之间具有较强的关联性;Kappa 系数为 0.956 9,表明模型在土地利用类型分类上的准确性较高,预测一致性较强。此外,采用 GDDP-CMIP6 数据集,模拟不同排放情景下气象波动对 NPP 变化的影响,并预测 2030 年 NPP 的变化趋势。并利用土地利用转移矩阵,按照不同植被类型的 NPP 变化量矩阵,计算整体 NPP 的变化趋势。

图 5(c)展示了 2030 年广东省不同土地利用类型的预测结果。阔叶林仍占据较大面积,主要分布于研究区北部和中部山区;耕地分布较为广泛,尤其是在南部地区;草地和灌木呈分散式分布;而不透水层在珠三角地区明显扩张,显示出显著城市化趋势。从 NPP 变化趋势来看,范围从最大减少约 717 g·m⁻²·a⁻¹到最大增加 343 g·m⁻²·a⁻¹。

在中等排放水平下,NPP 增幅较大,主要集中在粤东部与珠三角区域;而在高排放情景下,NPP 增幅减小,但粤东和粤北 NPP 增速最快。受土地利用变化的影响,部分区域的 NPP 呈下降趋势,特别是在珠三角地区,NPP 下降幅度较大,表明该区域可能面临较为显著的生态负面影响。

本研究以 2020 年的 NPP 作为基准,并结合气候因素和土地利用在 10 年间变化对 NPP 的影响,计算出不同气候情景下 2030 年 NPP 的预测值。图 6 表明,在 SSP2-4.5(中等排放)情境下,NPP 高值区主要集中在广东省的北部和中部山区,尤其是山地和森林覆盖率较高的地区。统计不同 NPP 值域比例可知,中等排放情景下 NPP 值高于 1 000 g·m⁻²·a⁻¹的区域占比较大,表明生态系统具备良好的碳积累能力,而 NPP 低于 400 g·m⁻²·a⁻¹的低值区域占比较小,说明该情景下严重退化的生态区域相对较少。相较于中排放情景,在 SSP5-8.5(高排放)情景下,NPP 高值区域减少,低值区域扩大,导致 NPP 总量减少。这表明中等排放情景下适宜的气候条件显著促进 NPP 的增长,这与全球研究结果一致^[43-44]。此外,Tharammal 等^[45]和 Houghton^[46]研究分别指出,CO₂施肥效应

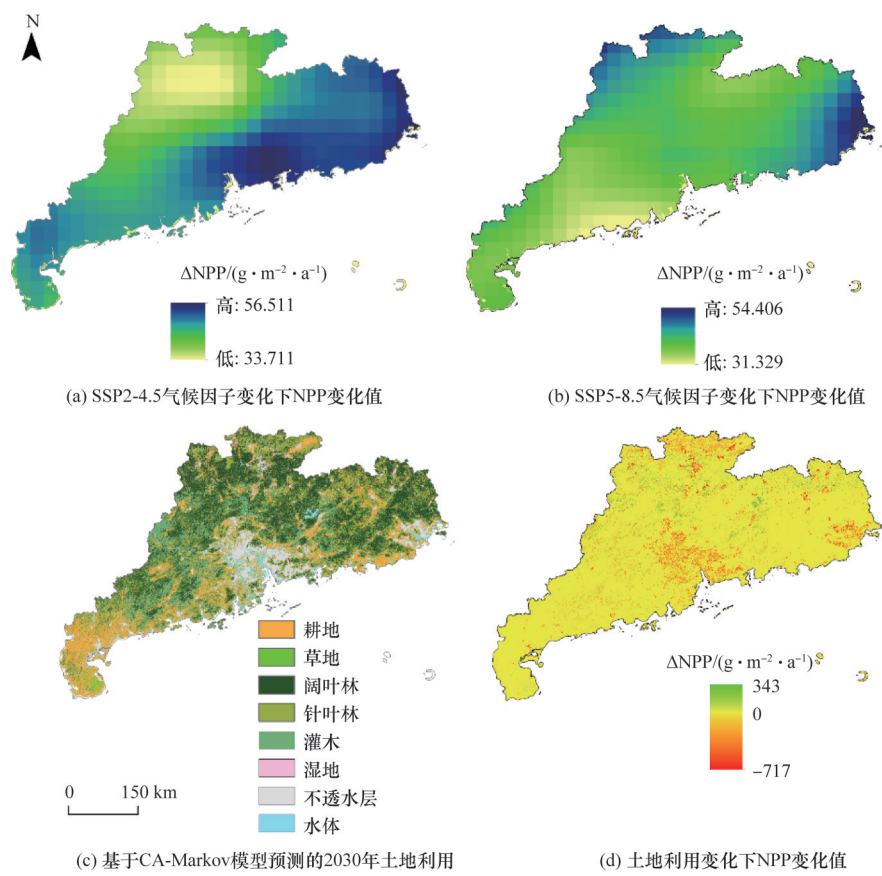


图 5 不同气候情景下气候与土地利用变化对 2030 年 NPP 的影响

Fig. 5 Impacts of climate and land use changes on NPP in 2030 under different climate scenarios

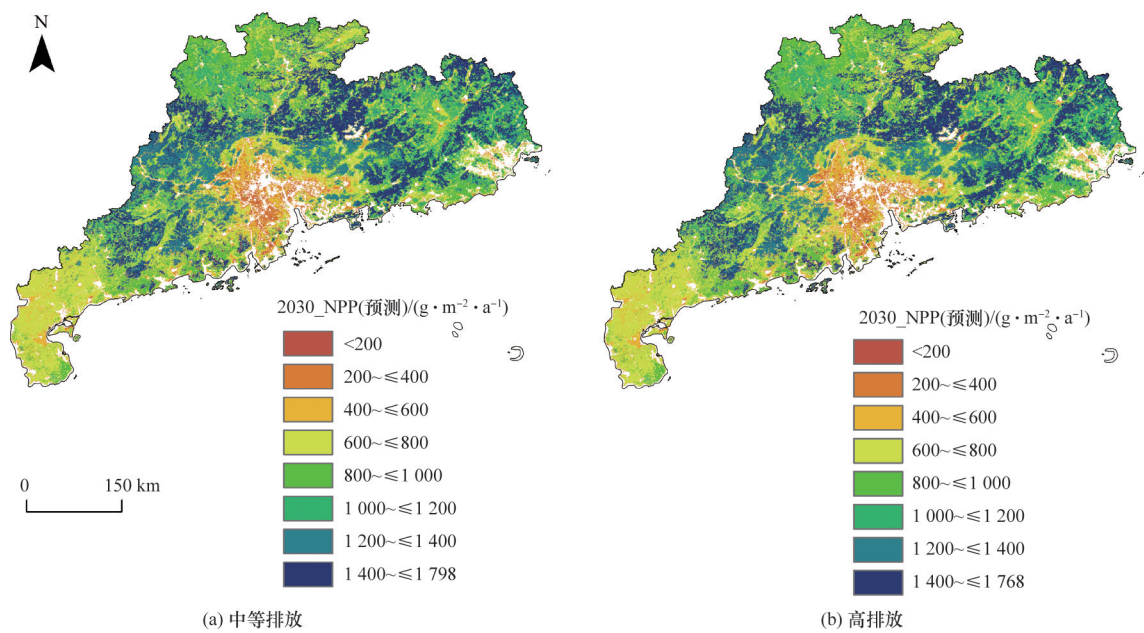


图 6 不同气候情景下广东省 2030 年 NPP 空间分布预测图

Fig. 6 Predicted spatial distribution of vegetation NPP under different climate scenarios (2030)

是未来 NPP 增长的主要驱动因素及 CO_2 浓度升高对农田生产力具有提升作用。随着气候变暖及中等排放水平下大气 CO_2 浓度的增加,植物光合作用效率可能进一步提高,从而增强生态系统的碳汇能力。

3 讨论与结论

3.1 讨论

受气候因子和土地利用变化的共同影响,广东省 NPP 具有显著的时空变化特征,其变化趋势与全球生产力变化基本一致^[47]。2003—2022 年,NPP 增长区域占比超过 32%,表明该省部分地区的植被生产力有所提升。然而,受台风气候影响,NPP 下降区域主要集中在珠三角与沿海地区^[48]。历史统计数据显示,1951—2010 年,沿海城市(如湛江、江门、阳江和茂名)遭受台风影响超过 150 次;而内陆城市(如清远和韶关)受台风影响相对较少,约 120 次。在年际变化中,受台风灾害影响较小的粤北内陆城市的 NPP 呈现增加趋势。

2003—2022 年间气候因子主导 NPP 的时空变化,其中降水是关键因子,贡献度达 58.32%。雨季期间,高热高辐射地区降水的增加促进植被生产力提升。温度和辐射作为 NPP 变化的重要气候驱动因子,贡献度分别为 17.51% 和 24.17%。气候因子对 NPP 变化的区域影响存在显著差异。在粤北及沿海地区,NPP 与降水呈显著负相关,表明雨季期间可能发生涝害,导致土壤含水量长期处于饱和状态,从而引发植物根系缺氧,抑制植被生长。相反,在粤中部、粤西南部及珠三角地区,NPP 与降水呈显著正相关,表明降水增加促进了植被生产力的提高。此外,在粤南及珠三角地区,NPP 与辐射呈显著负相关,这可能是由于长期高温高辐射环境下,过强的太阳辐射抑制了植物光合作用效率。气温与辐射对 NPP 变化的空间驱动模式具有相似性,在粤北及粤东地区均表现出显著的正向影响,而降水在这些区域则呈现显著的负面影响。以粤南湛江市为例,该地区年均气温和辐射水平较高,而降水量相对较低。在该地区,NPP 与气温和辐射呈负相关,而与降水呈显著正相关。表明该地气温升高和过强辐射可能对 NPP 产生抑制作用,而降水增加则对

NPP 产生促进效应。

气候和土地利用变化对 NPP 变化的相对贡献度分别为 59.48% 和 40.51%。土地利用变化对 NPP 产生负面影响的区域主要集中在快速城市化的珠三角地区,主要由于城市扩张和建设用地增加导致自然植被减少。相较而言,广东省中北部及东部山区因森林覆盖率较高且土地利用类型相对稳定,NPP 增长显著。此外,尽管在过去 20 年间阔叶林面积整体减少,但年均 NPP 仍呈逐年增长趋势,表明森林保护良好的区域碳汇能力相对稳定。

土壤全氮与土壤酸碱性对 NPP 变化同样具有重要影响,其单因子影响程度与太阳辐射相当。这一结果表明,过量施肥导致的氮沉降及土壤酸碱性失衡可能对土壤环境和植被生产力产生限制性作用。因此,在农业管理中,应加强施肥量的科学调控,注重林地和农田的土壤质量保护,通过合理施肥维持适宜的土壤酸碱性,以提升植被生产力。

基于 CMIP6 未来情景预测了 2030 年广东省 NPP 的空间分布。结果表明,在高排放(SSP5-8.5)情景下,相较于中等排放(SSP2-4.5)情景,NPP 增幅及总量均呈下降趋势,表明在高 CO_2 浓度下,NPP 增长可能受到抑制。尽管采用 CMIP6 未来情景模拟了 2 种排放路径,但受限于情景假设和数据空间分辨率等因素,仍存在一定的不确定性。在高排放情景下,生态系统敏感性增加,NPP 下降显著的区域可能面临更大的生态压力^[49],尤其是珠三角地区,该区域受城市化和气候变化的双重影响。未来研究可引入极端气候情景和政策模拟,以提高 NPP 预测的精度。此外,在中等排放情景下,尽管部分山区 NPP 值较高,但城市化区域及敏感生态系统仍需加强保护措施。因此,建议未来进一步完善城市绿地系统建设,加强生态保护措施,以降低气候变化对城市生态系统的负面影响,确保广东省生态系统在未来气候情景下的可持续性,并增强其碳汇能力。

3.2 结论

本研究采用 2003—2022 年长时间序列 NPP 数据探讨广东省 NPP 的时空变化趋势,并计算气候变化与土地利用变化对 NPP 驱动的相对贡献度,结合未来情景下的中等排放与高等排放水平

预测2030年NPP分布情况,得到以下结论:

1)广东省NPP高值区域主要分布在粤中与粤北区域;中值区主要分布在粤西南部;低值区分布在经济发达城市化程度比较高的珠三角地区。近20年广东省32.89%的区域NPP呈现逐年上升趋势,增长速率达到 $5\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 以上,退化区域(轻微退化与严重退化)合计占比67.09%,分布在粤中与粤北部分区域,严重退化区域NPP的降低速率达到 $20\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 。阔叶林、针叶林、灌木、耕地、湿地的年均NPP呈现明显的上升趋势,均值最高的阔叶林NPP增长速率为 $26\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$,多年均值为 $1\,064\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ 。

2)近20年间气候因子对于广东省的NPP影响较为复杂,其中贡献度最大的是降水,为58.32%,温度贡献度为17.51%,辐射贡献度为24.17%。雨季(4—9月)高温、高辐射和高降水条件有利于促进植物的光合作用,从而促进植被的碳累积。

3)气候因子对于NPP的贡献度为59.48%,土地利用率为40.51%,表明广东省近20年主导NPP变化的因素是气候因子。相对稳定的气候条件在某种程度上缓解了人类活动对生态系统的负面影响,NPP严重退化区域控制在27.91%。珠三角地区大规模的城市化和工业用地的增加导致森林和农田的减少,使得部分区域的NPP出现下降。土壤全氮与酸性在影响长期NPP时和辐射贡献度相当,在农业管理中需要加强对氮肥使用的科学管控,维持适宜的酸碱性水平。

4)未来高排放情景下,NPP增幅减缓,低值区域($<400\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)增加,表明 CO_2 浓度过高对于NPP增长具有抑制作用。在未来中排放情景下,高值区域($>1\,000\text{ g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)显著增加,表明广东省可能出现更为繁茂的植被覆盖。这表明在中等排放情景下,适度的 CO_2 浓度有助于促进植物光合作用和生长,从而提高NPP。未来在应对气候变化和推动生态恢复的过程中,控制温室气体排放对于实现可持续的生态系统管理至关重要。

参考文献

[1] Cramer W, Field C B. Comparing global models of terrestrial net primary productivity (NPP): introduction [J]. *Global*

Change Biology, 1999, 5 (S1): iii-iv. DOI: 10.1046/j.1365-2486.1999.00001.x.

[2] Lu Y Y, Huang Y, Zhuang Q L, et al. China's terrestrial ecosystem carbon balance during the 20th century: an analysis with a process-based biogeochemistry model [J]. *Carbon Balance and Management*, 2022, 17(1): 16. DOI: 10.1186/s13021-022-00215-9.

[3] 张亚楠,宋小宁,冷佩,等. 近20年黄河流域夏季土壤水分时空变化特征及驱动因素分析[J]. *中国科学院大学学报*, 2024, 41 (4): 477-489. DOI: 10.7523/j.ucas.2023.041.

[4] 朱文泉,潘耀忠,张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算[J]. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424. DOI: 10.17521/cjpe.2007.0050.

[5] Chu C J, Bartlett M, Wang Y S, et al. Does climate directly influence NPP globally? [J]. *Global Change Biology*, 2016, 22(1): 12-24. DOI: 10.1111/gcb.13079.

[6] Zhao M S, Running S W. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 through 2009 [J]. *Science*, 2010, 329(5994): 940-943. DOI: 10.1126/science.1192666.

[7] Li Z S, Liu G H, Fu B J, et al. The potential influence of seasonal climate variables on the net primary production of forests in Eastern China [J]. *Environmental Management*, 2011, 48 (6): 1173-1181. DOI: 10.1007/s00267-011-9710-8.

[8] 徐勇,郑志威,孟禹弛,等. 西南地区不同类型植被NPP时空演变及影响因素探究[J]. *环境科学*, 2024, 45(1): 262-274. DOI: 10.13227/j. hjkx. 202302121.

[9] 吴丽媛,神祥金,刘奕雯,等. 青藏高原草本沼泽植被净初级生产力时空变化及其对气候变化的响应[J]. *生态学报*, 2024, 44 (5): 2115-2126. DOI: 10.20103/j. stxb. 202301110075.

[10] 徐虹,程晋昕,何雨琴,等. 气候变化和人类活动对云南省植被净初级生产力的影响[J]. *高原气象*, 2024, 43 (4): 1064-1075. DOI: 10.7522/j. issn. 1000-0534. 2023. 00047.

[11] 王原,黄玫,王祥荣. 气候和土地利用变化对上海市农田生态系统净初级生产力的影响[J]. *环境科学学报*, 2010, 30 (3): 641-648. DOI: 10.13671/j. hjkxxb. 2010. 03. 029.

[12] Mohamed M A A, Babiker I S, Chen Z M, et al. The role of climate variability in the inter-annual variation of terrestrial net primary production (NPP) [J]. *Science of The Total Environment*, 2004, 332(1/2/3): 123-137. DOI: 10.1016/j. scitotenv. 2004. 03. 009.

[13] Imhoff M L, Bounoua L, DeFries R, et al. The consequences of urban land transformation on net primary productivity in the United States [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89 (4): 434-443. DOI: 10.1016/j. rse. 2003. 10. 015.

- [14] Fu Y C, Lu X Y, Zhao Y L, et al. Assessment impacts of weather and land use/land cover (LULC) change on urban vegetation net primary productivity (NPP): a case study in Guangzhou, China[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(8): 4125-4144. DOI: 10.3390/rs5084125.
- [15] Evans J, Geerken R. Discrimination between climate and human-induced dryland degradation [J]. *Journal of Arid Environments*, 2004, 57 (4): 535-554. DOI: 10.1016/S0140-1963(03)00121-6.
- [16] 朱思佳, 冯微微, 邹滨, 等. 2000—2019年洞庭湖流域植被 NPP 时空特征及驱动因素分析[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(3): 196-206. DOI: 10.6046/zrzyyg. 2021283.
- [17] 姜春, 吴志峰, 程炯, 等. 气候波动和土地覆盖变化对广东省植被净初级生产力的相对影响[J]. *热带亚热带植物学报*, 2016, 24 (4): 397-405. DOI: 10.11926/j. issn. 1005-3395. 2016. 04. 006.
- [18] 刘一丹, 姚晓军, 李宗省, 等. 气候变化和土地利用覆盖变化对河西地区植被净初级生产力的影响[J]. *干旱区研究*, 2024, 41(1): 169-180. DOI: 10.13866/j. azr. 2024. 01. 16.
- [19] 徐勇, 卢云贵, 戴强玉, 等. 气候变化和土地利用变化对长江中下游地区植被 NPP 变化相对贡献分析[J]. *中国环境科学*, 2023, 43 (9): 4988-5000. DOI: 10.19674/j. cnki. issn1000-6923. 20230413. 005.
- [20] Wu S H, Zhou S L, Chen D X, et al. Determining the contributions of urbanisation and climate change to NPP variations over the last decade in the Yangtze River Delta, China [J]. *Science of The Total Environment*, 2014, 472: 397-406. DOI: 10.1016/j. scitotenv. 2013. 10. 128.
- [21] 刘婷婷, 袁燕萍, 叶许春. 城市化背景下重庆主城区植被净初级生产力变化特征及其影响因素[J]. *生态学杂志*, 2024, 43 (8): 2266-2274. DOI: 10.13292/j. 1000-4890. 202408. 008.
- [22] Zhao C Y, Chen S S, Jia K, et al. Quantitative assessment of the impacts of climate change and human activity on the net primary productivity of subtropical vegetation: the case of Shaoguan, Guangdong, China [J]. *Forests*, 2023, 14(12): 2447. DOI: 10.3390/f14122447.
- [23] 裴凤松, 黎夏, 刘小平, 等. 城市扩张驱动下植被净第一性生产力动态模拟研究: 以广东省为例[J]. *地球信息科学学报*, 2015, 17 (4): 469-477. DOI: 10.3724/SP. J. 1047. 2015. 00469.
- [24] 匡耀求, 欧阳婷萍, 邹毅, 等. 广东省碳源碳汇现状评估及增加碳汇潜力分析[J]. *中国人口·资源与环境*, 2010, 20 (12): 56-61. DOI: 10.3969/j. issn. 1002-2104. 2010. 12. 012.
- [25] 申冲, 王春林, 赵晓松, 等. 人工红树林碳通量变化特征及其影响因素分析[J]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2022, 14(1): 11-20. DOI: 10.13878/j. cnki. jnuist. 2022. 01. 002.
- [26] Liu Z H, Wang T, Qu Y H, et al. Prediction of high-quality MODIS-NPP product data [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (12): 1458. DOI: 10.3390/rs11121458.
- [27] Zhang Y H, Ye A Z. Would the obtainable gross primary productivity (GPP) products stand up? A critical assessment of 45 global GPP products [J]. *Science of The Total Environment*, 2021, 783: 146965. DOI: 10.1016/j. scitotenv. 2021. 146965.
- [28] Zhao X, Liang S L, Liu S H, et al. The global land surface satellite (GLASS) remote sensing data processing system and products [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5 (5): 2436-2450. DOI: 10.3390/rs5052436.
- [29] Hersbach H, Bell B, Berrisford P, et al. The ERA5 global reanalysis [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2020, 146 (730): 1999-2049. DOI: 10.1002/qj. 3803.
- [30] Zhang X, Liu L Y, Chen X D, et al. GLC_FCS30: global land-cover product with fine classification system at 30 m using time-series Landsat imagery [J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13 (6): 2753-2776. DOI: 10.5194/essd-13-2753-2021.
- [31] He S L, Li J, Wang J L, et al. Evaluation and analysis of upscaling of different land use/land cover products (FORM-GLC30, GLC_FCS30, CCI_LC, MCD12Q1 and CNLUCC): a case study in China [J]. *Geocarto International*, 2022, 37 (27): 17340-17360. DOI: 10.1080/10106049. 2022. 2127926.
- [32] Mu H W, Li X C, Wen Y N, et al. A global record of annual terrestrial Human Footprint dataset from 2000 to 2018 [J]. *Scientific Data*, 2022, 9(1): 176. DOI: 10.1038/s41597-022-01284-8.
- [33] Poggio L, de Sousa L M, Batjes N H, et al. SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty [J]. *Soil*, 2021, 7 (1): 217-240. DOI: 10.5194/soil-7-217-2021.
- [34] Hamed K H, Rao A R. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data [J]. *Journal of Hydrology*, 1998, 204 (1/2/3/4): 182-196. DOI: 10.1016/S0022-1694 (97)00125-X.
- [35] Pearson K. VII. Note on regression and inheritance in the case of two parents [J]. *Proceedings of the Royal Society of London*, 1895, 58: 240-242.
- [36] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134. DOI: 10.11821/dlxb201701010.
- [37] Pontius R G, Shusas E, Mceachern M. Detecting important categorical land changes while accounting for persistence [J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2004, 101 (2): 251-268. DOI: 10.1016/j. agee. 2003. 09. 008.
- [38] 王子安, 孟庆岩, 张琳琳, 等. 基于 CA-Markov 模型的海口市城市热岛模拟预测[J]. *中国科学院大学学报*, 2022, 39(6): 742-753. DOI: 10.7523/j. ucas. 2021. 0006.
- [39] Sun J K, Yue Y, Niu H P. Evaluation of NPP using three

- models compared with MODIS-NPP data over China [J]. PLoS One, 2021, 16 (11) : e0252149. DOI: 10.1371/journal.pone.0252149.
- [40] Peng D L, Wu C Y, Zhang B, et al. The influences of drought and land-cover conversion on inter-annual variation of NPP in the three-north shelterbelt program zone of China based on MODIS data [J]. PLoS One, 2016, 11 (6) : e0158173. DOI: 10.1371/journal.pone.0158173.
- [41] 何沐全, 石艳军, 王晨茜, 等. 广东省植被生态质量演变与气象条件贡献分析[J]. 生态环境学报, 2024, 33(5): 679-688. DOI: 10.16258/j.cnki.1674-5906.2024.05.002.
- [42] 王柯文, 秦见, 马海涛. 基于CA-Markov模型的重庆西部新城城市扩张时空演化模拟与生态响应[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(4): 496-505. DOI: 10.7523/j.ucas.2022.008.
- [43] Zelinka M D, Myers T A, McCoy D T, et al. Causes of higher climate sensitivity in CMIP6 models[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47 (1) : e2019GL085782. DOI: 10.1029/2019GL085782.
- [44] Kondo M, Ichii K, Patra P K, et al. Plant regrowth as a driver of recent enhancement of terrestrial CO₂ uptake [J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45 (10) : 4820-4830. DOI: 10.1029/2018GL077633.
- [45] Tharammal T, Bala G, Narayanappa D, et al. Potential roles of CO₂ fertilization, nitrogen deposition, climate change, and land use and land cover change on the global terrestrial carbon uptake in the twenty-first century [J]. Climate Dynamics, 2019, 52 (7) : 4393-4406. DOI: 10.1007/s00382-018-4388-8.
- [46] Houghton R A. Interactions between land-use change and climate-carbon cycle feedbacks [J]. Current Climate Change Reports, 2018, 4 (2) : 115-127. DOI: 10.1007/s40641-018-0099-9.
- [47] Wang S, Fu B J, Wei F L, et al. Drylands contribute disproportionately to observed global productivity increases [J]. Science Bulletin, 2023, 68 (2) : 224-232. DOI: 10.1016/j.scib.2023.01.014.
- [48] 张悦, 李珊珊, 陈灏, 等. 广东省台风灾害风险综合评估 [J]. 热带气象学报, 2017, 33 (2) : 281-288. DOI: 10.16032/j.issn.1004-4965.2017.02.015.
- [49] Lu N, Tian H Q, Fu B J, et al. Biophysical and economic constraints on China's natural climate solutions [J]. Nature Climate Change, 2022, 12 (9) : 847-853. DOI: 10.1038/s41558-022-01432-3.