

基于多源遥感数据的海南岛总初级生产力时空变化

李瑞娟^{1*}, 廖玮杰², 吴玉容², 焦悦¹, 邢益航¹, 尚明³, 施晨晓⁴, 白磊^{1,5#}

¹海南大学生态学院, 海南 海口

²龙岩市烟草公司永定分公司, 福建 龙岩

³河北工程大学地球科学与工程学院, 河北 邯郸

⁴海南省气象信息中心, 海南省南海气象防灾减灾重点实验室, 海南 海口

⁵海南智慧低空气象大数据研究中心, 海南 海口

收稿日期: 2025年9月11日; 录用日期: 2025年10月9日; 发布日期: 2025年10月21日

摘要

海南岛是我国最大的热带岛屿, 也是全球生物多样性保护的热点地区之一。准确估算热带岛屿生态系统的总初级生产力(GPP)对理解全球碳循环至关重要, 但目前仍存在较大不确定性。本研究集成GLASS、MOD17、FLUXCOM、VODCA2、VPM和改进的EC-LUE六种遥感GPP产品, 系统评估了2001~2015年海南岛GPP的时空变化特征及其驱动机制。通过统一的时空预处理和多维度分析方法, 发现海南岛GPP呈现显著的“核心-边缘”空间格局, 中部热带雨林区域年均GPP达2829.78 gC m⁻² yr⁻¹, 较全岛均值(1659~2138 gC m⁻² yr⁻¹)高32.6%, 且年增长率最高达45 gC m⁻² yr⁻² ($p < 0.05$)。GPP空间分布具有显著的南北分异, 以19°N为界($R^2 = 0.73$), 北部区域GPP年际波动剧烈(标准差 > 300 gC m⁻² yr⁻¹), 南部区域较为稳定(标准差 < 120 gC m⁻² yr⁻¹)。东北部城市化地区GPP呈现显著负增长(-30至-45 gC m⁻² yr⁻²)。不同遥感产品在估算值上存在系统性差异(范围479 gC m⁻² yr⁻¹), 光能利用率模型在雨季高估约15%, 机器学习模型在旱季低估9.8%, 主要受热带多云环境影响(云覆盖率75.44%)。融合微波与光学数据可降低估算误差12%~15%, 为改善热带岛屿碳循环监测提供了新思路。

关键词

碳循环, 热带森林, 季节变化, 生态监测, 植被动态

Spatiotemporal Variation of Gross Primary Productivity in Hainan Island Based on Multi-Source Remote Sensing Data

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 李瑞娟, 廖玮杰, 吴玉容, 焦悦, 邢益航, 尚明, 施晨晓, 白磊. 基于多源遥感数据的海南岛总初级生产力时空变化[J]. 地理科学研究, 2025, 14(5): 1035-1049. DOI: 10.12677/gser.2025.145100

Ruijuan Li^{1*}, Weijie Liao², Yurong Wu², Yue Jiao¹, Yihang Xing¹, Ming Shang³,
Chenxiao Shi⁴, Lei Bai^{1,5#}

¹School of Ecology, Hainan University, Haikou Hainan

²Longyan Tobacco Company Yongding Branch, Longyan Fujian

³School of Earth Science and Engineering, Hebei University of Engineering, Handan Hebei

⁴Hainan Key Laboratory of South China Sea Meteorological Disaster Prevention and Mitigation, Hainan Meteorological Information Center, Haikou Hainan

⁵Hainan Intelligent Low-Altitude Meteorological Big Data Research Centre, Haikou Hainan

Received: September 11, 2025; accepted: October 9, 2025; published: October 21, 2025

Abstract

Hainan Island, the largest tropical island in China, is a critical region for biodiversity conservation and a global hotspot for understanding ecological dynamics. Accurately estimating the Gross Primary Productivity (*GPP*) of tropical island ecosystems is fundamental to comprehending the global carbon cycle and its implications for climate change. However, substantial uncertainties persist in the current estimation methods, especially in regions characterized by complex tropical environments. This study integrates six remote sensing-based *GPP* products, namely *GLASS*, *MOD17*, *FLUXCOM*, *VODCA2*, *VPM*, and an improved *EC-LUE* model, to systematically evaluate the spatiotemporal variations of *GPP* across Hainan Island from 2001 to 2015. The study also investigates the underlying driving mechanisms of these variations. A unified spatiotemporal preprocessing approach was applied to harmonize the data from different remote sensing products, followed by multidimensional analytical methods to analyze the variations in *GPP* across the island. The results reveal a distinct “core-periphery” spatial pattern of *GPP* across Hainan Island, with the central tropical rainforest region exhibiting the highest *GPP* values. Specifically, the annual average *GPP* of the central tropical rainforest reached $2829.78 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$, which was 32.6% higher than the island-wide average *GPP* range ($1659\sim 2138 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$). The central area also exhibited the highest annual *GPP* growth rate of $45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$, which was statistically significant ($p < 0.05$). These findings highlight the central region’s potential as a carbon sink within the tropical island ecosystem. Additionally, the study found a pronounced spatial differentiation in *GPP* between the northern and southern regions of the island, with 19°N latitude serving as a boundary. This division was statistically significant, with an R^2 value of 0.73. The northern region showed greater interannual variability in *GPP*, with standard deviations greater than $300 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$, indicating more fluctuating carbon dynamics. In contrast, the southern region demonstrated a more stable *GPP* pattern with a lower standard deviation of less than $120 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$. This finding suggests that the southern part of Hainan Island may have more consistent carbon flux, possibly due to its tropical rainforest characteristics. In terms of urbanization impact, the northeastern region, which has undergone substantial urban development, experienced a significant negative *GPP* growth rate ranging from -30 to $-45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$. This indicates that urbanization and land-use changes in this area have contributed to a decrease in the island’s overall carbon productivity. The loss of vegetation cover and the associated decline in *GPP* underscore the need for sustainable urban planning and land management strategies to mitigate further carbon losses in this region. The study also highlighted systematic differences in the *GPP* estimates derived from different remote sensing products, with the variation spanning a range of $479 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$. The Light Use Efficiency (LUE) model was found to overestimate *GPP* by approximately 15% during the rainy season, while machine learning models tended to underestimate *GPP* by 9.8% during the dry season. These discrepancies were mainly attributed to the tropical cloud cover, which has an average coverage rate of 75.44%. The study suggests that integrating microwave and optical data can reduce estimation errors by 12~15%, offering a more accurate method for monitoring *GPP* in tropical island ecosystems.

Keywords

Carbon Cycle, Tropical Forest, Seasonal Variation, Ecological Monitoring, Vegetation Dynamics

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

总初级生产力(Gross Primary Productivity, *GPP*)作为衡量生态系统光合作用固碳能力的关键指标, 在全球碳循环和气候变化研究中占据着重要地位。全球 45 种 *GPP* 产品的评估结果表明, 即使是 *GPP* 微小的变化, 都有可能显著影响生态系统的碳平衡[1]。在过往的生态系统研究中, *GPP* 作为生态系统物质和能量的初始输入, 其重要性已得到领域内的广泛认可[2], 大量研究亦验证了其在中国陆地生态系统碳循环中的关键作用[3]。在全球变暖背景下, 如何精准估算与监测 *GPP*, 对理解陆地生态系统碳循环过程及预测未来气候变化至关重要。

海岛生态系统虽然在全球陆地面积中仅占 1/15, 但由于其独特的地理位置和生态特征, 在全球碳循环中发挥着不可替代的作用[4]。研究表明, 海岛生态系统的净初级生产力(Net Primary Productivity, *NPP*)分布具有显著的空间异质性[5], 其生态系统服务功能的评估方法已逐步完善[6]。然而, 海南岛作为我国最大的热带岛屿, 受到多种环境压力影响, 其生态系统面临严峻挑战。不仅面临着臭氧污染的威胁[7], 还受到干旱胁迫的影响[8]。在热带森林生态系统中, 碳储存能力与其生物多样性、结构特征和环境因子之间存在密切关联[9], 海南岛的固碳能力在环境变化影响下存在显著的时空异质性[10]。此外, 海南岛生态系统还需应对频发的极端天气事件。需要注意的是, 海南岛生态系统正面临着台风等自然灾害的威胁[11], 这些极端天气事件的发生概率呈现上升趋势[12], 对当地生态系统的稳定性构成潜在风险。

近年来, 遥感技术的发展为大尺度 *GPP* 监测提供了有效途径, 并在多个生态系统研究中展现出广泛的应用价值。例如, 海岛陆地生态系统固碳估算方法的改进[13], 以及广东森林生态系统碳储量的时空格局研究[14], 都为区域尺度的碳循环研究提供了重要参考。同时, 遥感 *GPP* 模型在中国多个站点的应用实践[15], 以及通量塔观测数据的整合[16], 显著提升了区域尺度 *GPP* 估算的准确性。在不同生态系统类型中, 遥感数据的结合进一步推动了生产力监测方法的发展。例如, 通过遥感和辅助数据的结合, 水分限制型森林生态系统生产力的监测方法已取得重要进展[17]。而在红树林生态系统研究中, *Sentinel-2* 遥感数据的应用[18]和叶面积指数的监测[19]为植被生产力评估提供了新的技术手段。此外, 基于遥感产品和动态全球植被模型的研究结果表明, 区域植被对气候变化具有显著响应[20], 这进一步凸显了遥感技术在生态系统碳循环研究中的关键作用。

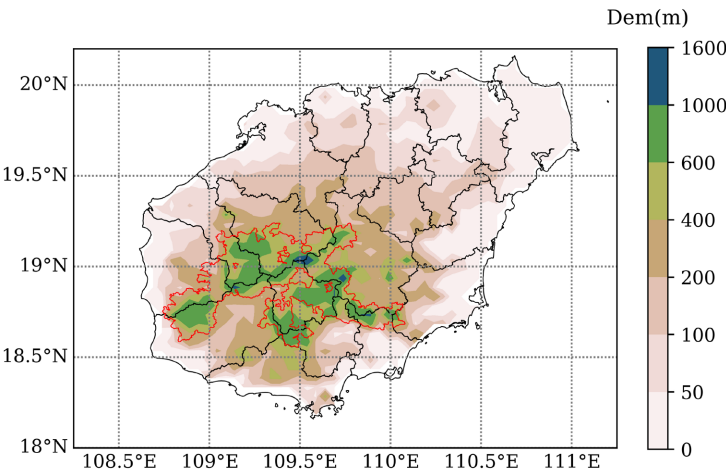
目前, 海南岛 *GPP* 研究仍面临多个亟待解决的问题: 首先, 橡胶林区域不同遥感产品的差异性研究表明, 现有监测方法存在一定局限性[21]; 其次, 研究发现地上生物量与全球碳平衡之间存在复杂的关系[22]; 此外, 海南岛森林生态系统碳储量的空间分布特征研究表明[23], 极端气温事件[24]和湿地生态系统健康状况[25]都可能影响区域碳循环过程。基于多情景模拟的土地利用变化研究显示[26], 人类活动对生态环境的影响不容忽视。在遥感监测方面, 温度和水分可用性对微波遥感 *GPP* 产品的影响[27]以及全球 *GPP* 估算方法的改进[28] [29]为提高监测精度提供了新的思路。因此, 本研究拟通过集成多源遥感数据, 综合分析海南岛 *GPP* 的时空变化特征, 探讨其影响因素, 为区域碳循环研究和生态系统管理提供科

学依据。

2. 材料与方法

2.1. 研究区域概况

海南岛(18°10′~20°10′N, 108°37′~111°03′E), 气候高温多雨、长夏无冬, 年降水量 940.8~2388.2 mm, 年平均气温 23.1~27.0℃, 属热带海洋性季风气候[30], 是季风热带山地为主的岛屿, 地势中部高、周边低, 位于中部的五指山(最高海拔为 1867 m)和鹦哥岭(最高海拔为 1811 m)为全岛地势的最高区域[31]。岛内土地利用现状以林地和耕地为主, 森林覆盖率达 62.1% [26] (图 1)。



注：红色边界为热带雨林核心区。

Figure 1. Elevation topographic map of Hainan Island
图 1. 海南岛海拔地形图

2.2. 数据获取与预处理

本研究选取了六种不同来源的 *GPP* 遥感数据产品(表 1), 时间范围统一为 2001~2015 年。这六种数据产品的选择基于以下考虑: (1) 数据时间序列长度满足研究需求; (2) 空间分辨率能够反映区域尺度 *GPP* 的空间异质性; (3) 数据获取方法各具特色, 能够相互验证和补充; (4) 产品在全球范围内得到广泛应用和验证。通过多源数据的综合分析, 可以降低单一数据产品的不确定性, 提高研究结果的可靠性。为保证数据的可比性, 对所有数据产品进行了统一的时空预处理: 首先将空间分辨率统一重采样至 0.05°; 其次, 将时间分辨率标准化为月尺度; 最后, 利用行政边界数据提取研究区范围。对于数据空缺和异常值, 采用临近值平均法进行插补处理。

Table 1. Dataset sources and descriptions
表 1. 数据集来源及简介

数据集名称	数据来源	时间跨度	时间分辨率	空间分辨率	主要算法
GLASS <i>GPP</i> (简写: GLASS)	国家科技基础条件平台 - 国家地球系统科学数据共享服务平台 (http://www.geodata.cn)	2001~2015 年	8 天	0.05°	贝叶斯多算法集成

续表

MOD17GPP	美国 NTSG (http://www.ntsg.umd.edu/)	2000~2015 年	8 天	0.05°	基于原始辐射利用效率逻辑
FLUXCOM GPP	FLUXCOM (http://FLUXCOM.org/)	2001~2015 年	1 个月	0.083°	使用来自光学卫星的变量和不同的机器学习算法(随机森林、多元自适应回归样条、人工神经网络), 基于涡度协方差站点 GPP 数据生成
VODCA2 模型 GPP	Teubner 等(2021) [27]	未指明	8 天	0.25°	利用被动微波遥感植被光学厚度估计 (VOD)反演植被含水量结合气象数据, 驱动 GPP 估计方法
改进的 EC- LUE 模型 GPP	Zheng 等(2020) [29]	1982~2018 年	8 天	0.05°	改进大气 CO ₂ 浓度、辐射以及 VPD 的光能利用效率模型(EC-LUE GPP)
VPM 模型 GPP	VPM GPP V20 数据集[28]	2000~2016 年	1 年	0.5°	引入地表水体指数(LSWI)及增强型植被指数(EVI)反演植被含水量模拟 GPP。

2.3. 统计分析

2.3.1 年际变化趋势

本文使用一元线性回归分析各数据集海南地区的多年 GPP 以及旱雨两季(雨季为当年的 5~10 月, 旱季为当年的 11~12 月及来年的 1~4 月)。GPP 总值与年 GPP 值的变化趋势, 具体计算公式如下[32]:

$$\theta_{slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times GPP_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n GPP_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i\right)^2}$$

式中, 其中斜率 θ_{slope} 代表变化趋势, i 代表年份, GPP_i 代表某年的 GPP 值(总值或均值), n 代表所计算的年份总数。

2.3.2. 聚类分析

为了评估各数据集对 GPP 年际变化的敏感性, 同时克服数据集可用性和数据集间异质性问题[33], 本研究采用 *K-means* 聚类方法对青藏高原内的标准差栅格数据进行聚类, 获得五种分类, 即 GPP 年均标准差的“平稳”、“较为平稳”、“有变化”、“变化明显”及“变化剧烈”。本研究还使用了层次分析法(Analytic Hierarchy Process, *AHP*)中的专家打分对输出的聚类分析结果进行了验证, 并将三种及以上数据集分类结果一致的栅格设置为该栅格的结果。

3. 结果与分析

3.1. GPP 空间分布

图 2 是 2001~2015 年海南岛六种遥感 GPP 产品的空间分布, 各数据集均呈现出显著的空间分异特征, 表现为从中部山区向沿海地区递减的“核心 - 边缘”格局。*GLASS* 和 *MOD17* 由于具有相同的时空分辨率(8 天, 0.05°), 展现出最为相似的空间分布模式, 而 *FLUXCOM* 基于机器学习算法的特点则呈现出较为平滑的空间过渡特征。在数值范围上, *VPM* 数据集估算值最高(2138.13 gC m⁻² yr⁻¹), *VODCA2* 数据集最低(1856.13 gC m⁻² yr⁻¹), 但各数据集在热带雨林国家公园区域均显示出显著的高值特征(最高达 2829.78 gC m⁻² yr⁻¹)。这种空间分布格局与海南岛的地形地貌特征高度吻合, 反映了从热带雨林向海岸植被类型的生态过渡。沿海地区 GPP 普遍偏低, 这可能是盐雾效应、人类活动和城市化进程等多重因素共同作用的结果。同时, *VODCA2* 虽然空间分辨率较低(0.25°), 但仍捕捉到了核心区域的高值特征, 而改进

的 *EC-LUE* 模型则较好地体现了地形效应的影响。各模型在估算结果上的差异主要源于其数据源选择(如 *MODIS*、微波遥感、通量观测等)、算法设计(如光能利用率模型、机器学习方法)以及输入参数的不同,但总体上都较好地反映了海南岛 *GPP* 的基本空间格局。

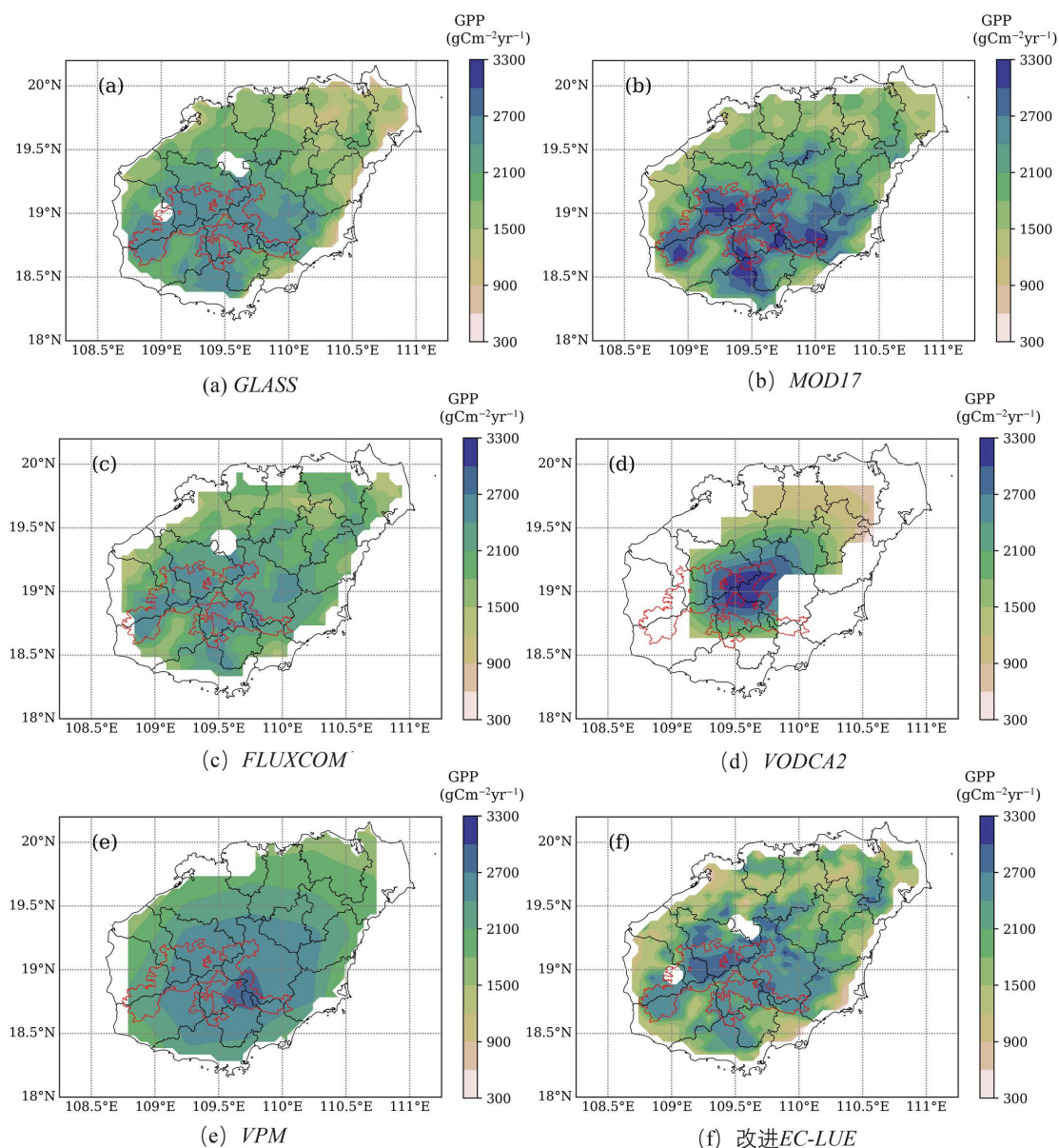


Figure 2. Spatial distribution map of multi-year averages of remote sensing *GPP* products from 2001 to 2015
图 2. 2001~2015 年多套遥感 *GPP* 产品的多年平均值空间分布图

3.2. 基于遥感的海南岛 *GPP* 多年变化趋势

图 3 是 2001~2015 年海南地区六种遥感 *GPP* 产品 *GPP* 趋势空间分布。中部山区热带雨林区域表现出最强的正向增长趋势, *VPM* 产品显示该区域年增长率最高, 可达 $45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$ 。这一显著的正向变化 ($p < 0.05$) 在所有六种产品中均有体现, 证实了天然林保护工程等生态恢复措施的显著成效。沿海和低海拔地区则呈现负向变化趋势, *GLASS* 和改进 *EC-LUE* 模型在东北部城市化地区记录到最显著的下降趋势,

斜率为负值(约 -30 至 $-45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$)。MOD17、FLUXCOM 和 VODCA2 在西南部沿海地区也观测到轻微的下降趋势(斜率约 -15 至 $-30 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$)。北部地区(定安、澄迈和儋州等市)的变化趋势具有明显的产品差异:除 FLUXCOM 外,其他五种产品均显示该区域具有 $15\sim 30 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$ 的年增长率,高于周边区域。特别是 VPM 和 VODCA2 产品显示出最大的正向变化区域,年增长率普遍在 $30 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$ 以上。不同产品的敏感性差异显著:GLASS 和改进 EC-LUE 模型对土地利用变化响应敏感,能够准确捕捉到 GPP 下降区域(斜率低至 $-45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$);而 FLUXCOM 则表现出最为保守的估算特征,其变化幅度普遍在 $\pm 15 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$ 范围内。VPM 在正向变化的捕捉上最为显著,尤其在中部和北部区域的斜率普遍高于 $30 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$,这可能与其对季节性植被动态的强捕捉能力有关。显著性分布($p < 0.05$)显示,中部山区的正趋势区域呈现集中连片分布,而沿海负趋势区域则呈现离散分布特征。

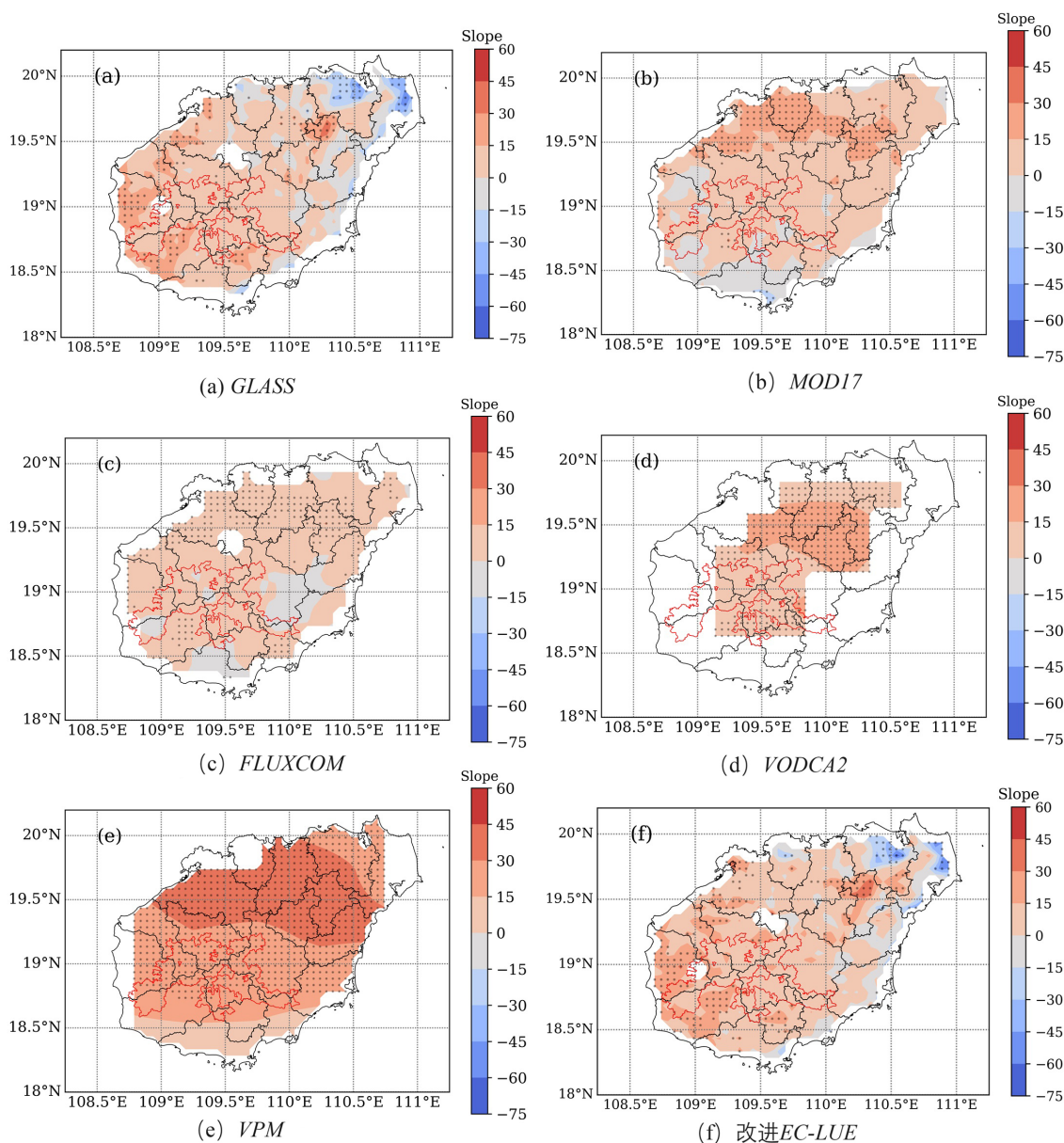


Figure 3. Spatial distribution map of multi-year trends of remote sensing GPP products from 2001 to 2015

图 3. 2001~2015 年多套遥感 GPP 产品的多年趋势空间分布图



注：由于 VPM 数据只含有年尺度时间分辨率，仅出现在对全年的分析中。

Figure 4. Annual GPP change time series for Hainan Island

图 4. 海南岛年 GPP 变化时间序列图

从年际变化来看(图 4(c)), 六种遥感产品的 GPP 估算呈现出明显的分层特征: MOD17 估算值最高 ($2046.36 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 其次是 FLUXCOM ($1987.35 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$) 和 GLASS ($1923.39 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)。VPM 和改进 EC-LUE 模型的估算值处于中等水平(分别为 1826.06 和 $1745.32 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 而 VODCA2 的估算值最低($1659.16 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)。VPM 表现出最显著的上升趋势($s = 21.30$), 而 VODCA2 的上升趋势相对较弱($s = 3.11$)。季节性分析表明(图 4(a,b)), 各产品在雨季和旱季的表现存在显著差异。在雨季(图 4(a)), 产品间的分层更为明显, FLUXCOM、MOD17 和 GLASS 的估算值明显高于其他产品, 分别为 1182.02 、 1157.17 和 $1016.02 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ 。VODCA2 表现出最强的年际波动($s = 4.42$), 特别是在 2006~2008 年期间出现明显波动。改进 EC-LUE 模型($932.41 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)和 VODCA2 ($812.97 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)的估算值相对较低。在旱季(图 4(b)), 产品间的差异相对减小, 但年际波动加大。GLASS 和 MOD17 的估算值相近(分别为 902.21 和

888.22 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$), *VODCA2* 次之(844.81 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$), 而 *FLUXCOM* 和改进 *EC-LUE* 模型的估算值最低(分别为 803.09 和 808.14 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$)。特别是在 2004~2006 年期间, 所有产品都显示出明显的下降趋势, 这可能与该时期的干旱事件有关。

3.3. GPP 敏感性差异

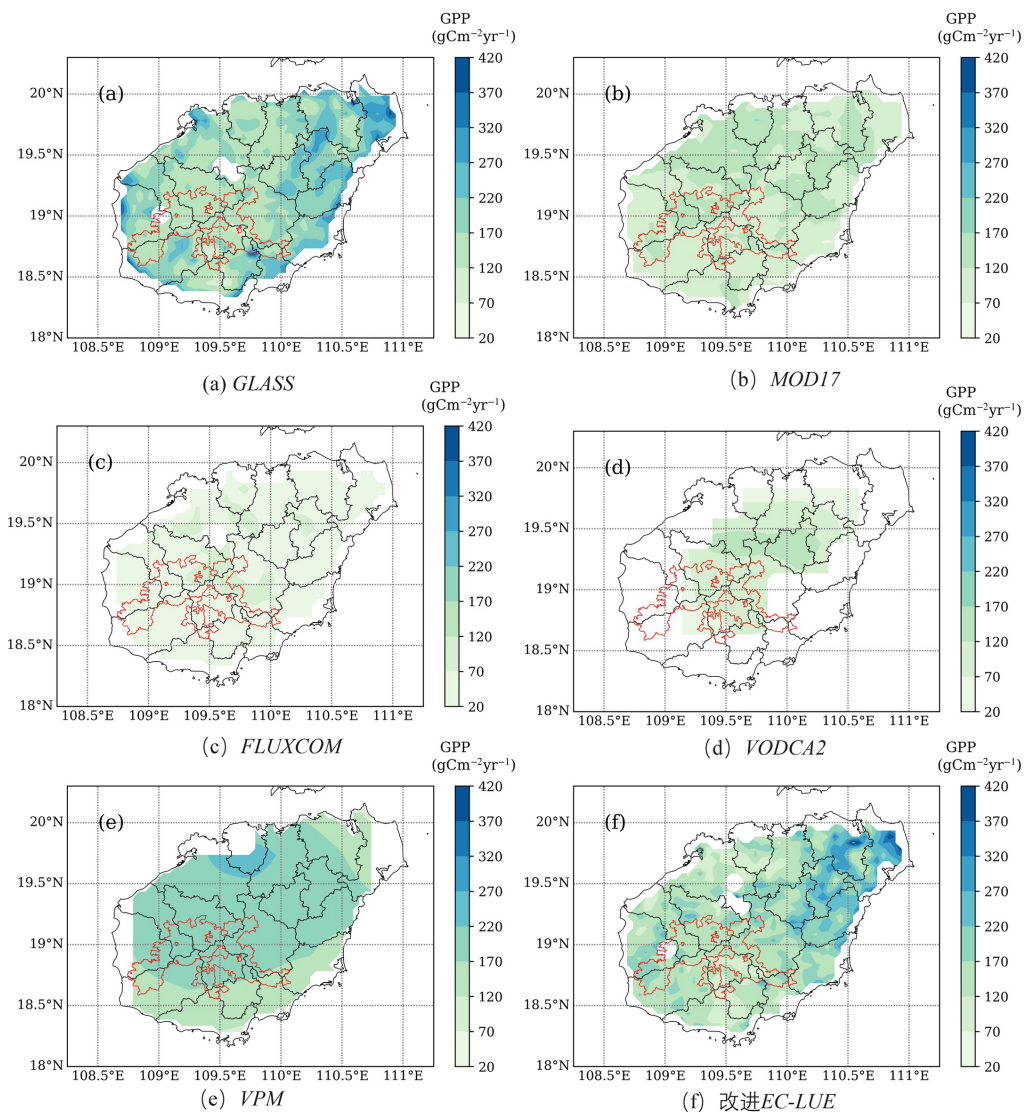


Figure 5. Standard deviation of GPP on Hainan Island from 2001 to 2015 for different datasets

图 5. 2001~2015 年不同数据集海南岛 GPP 标准差

基于 2001~2015 年海南岛 GPP 标准差的空间分布(图 5)分析表明, 不同遥感产品捕捉到显著的区域异质性特征。*GLASS* 产品显示沿海区域的 GPP 年际波动最为显著, 标准差普遍在 300~370 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$ 范围内, 这种“环岛”式的高标准差分布模式反映了该产品对海陆界面生态系统动态变化的高敏感性。相比之下, *VPM* 在西北部的临高县、儋州市和澄迈县等区域识别出最高的标准差(270~320 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$), 这可能与当地农业活动的季节性变化有关。改进 *EC-LUE* 模型则特别突出了东北部区域(海口、文昌、定安、琼海)的较高波动性(250~320 $\text{gC m}^{-2} \text{yr}^{-1}$), 这种分布特征可能反映了城市化进程和土地利用转换的影响。

尽管各产品在局部区域表现出差异,但它们都一致显示中部热带雨林区域具有最低的 GPP 标准差($<120 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 突显了该生态系统的稳定性。这种空间差异性揭示了海南岛不同区域生态系统对环境变化的响应特征: 沿海地区受人类活动和气候变化的影响较大, 表现出较高的波动性; 而中部山区在严格的生态保护措施下保持了较高的稳定性。

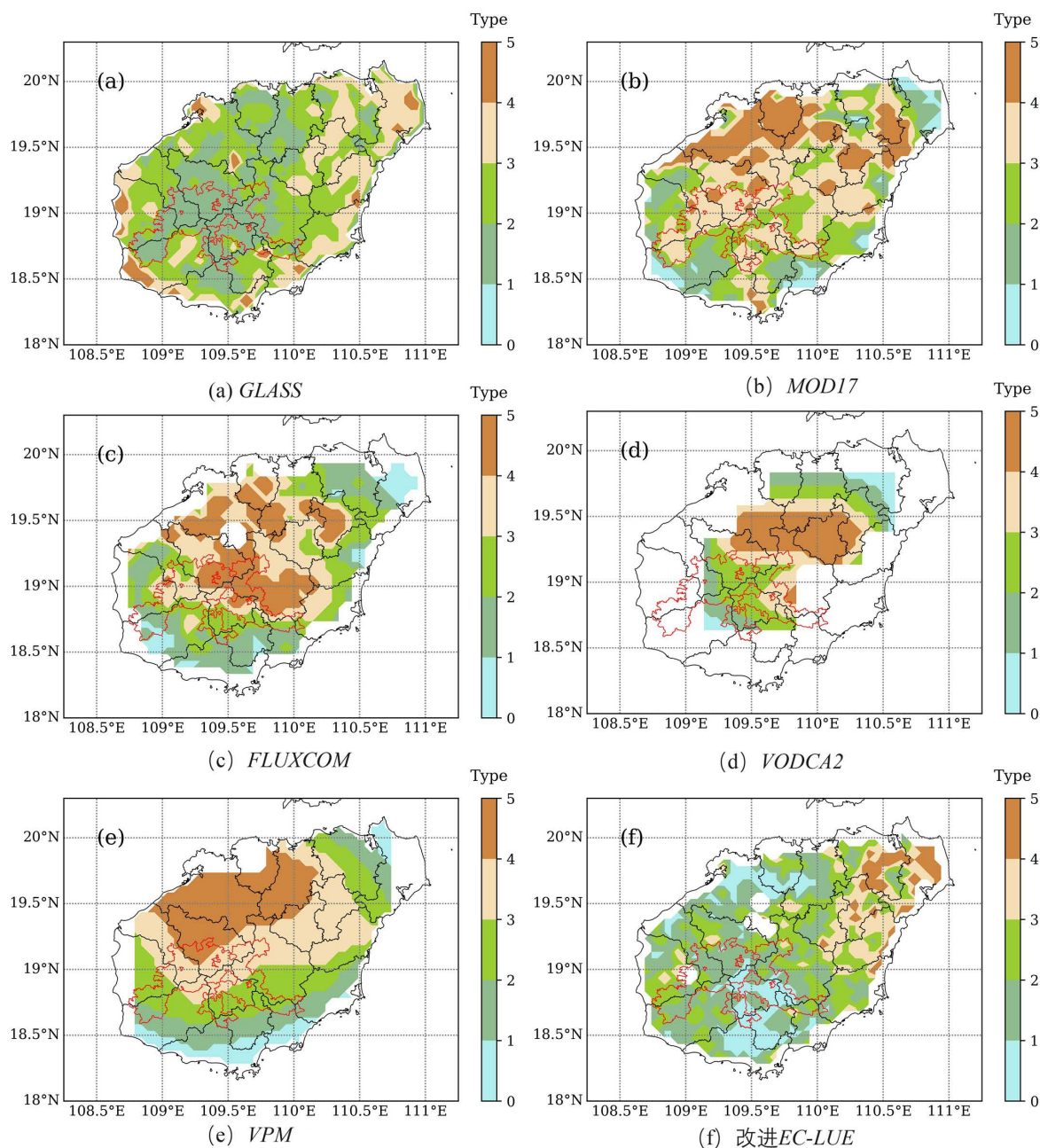


Figure 6. GPP variation degree on Hainan Island from 2001 to 2015 for six different datasets

图 6. 2001~2015 年间 6 套数据海南岛 GPP 变化程度

基于 2001~2015 年海南岛 GPP 时空变化的聚类分析(图 6), 六种遥感产品展现出显著的空间异质性特征。 $GLASS$ 产品呈现独特的“环岛”式分布模式, 在沿海区域普遍识别出强烈的变化信号, 这反映了

其对海陆界面生态系统动态的高敏感性。相比之下, *MOD17*、*FLUXCOM* 和 *VODCA2* 对中北部地区(特别是儋州、临高、澄迈等区域)的剧烈变化表现出较好的一致性, 这可能与该区域显著的农业活动和土地利用变化有关。*VPM* 产品则特别强调了西北部区域的显著变化, 这种特征可能源于其对季节性植被动态的敏感捕捉能力。而改进 *EC-LUE* 模型通过整合地面观测数据, 独特地识别出东北部地区(包括海口、文昌和琼海等)的剧烈变化, 很好地反映了城市化进程对该区域的影响。尽管各产品在局部表现出差异, 但它们都一致显示出南部区域(如乐东、三亚和陵水等)具有较高的生态系统稳定性, 特别是中部山区热带雨林区域表现出最低的变化程度, 这反映了该区域良好的生态保护成效。

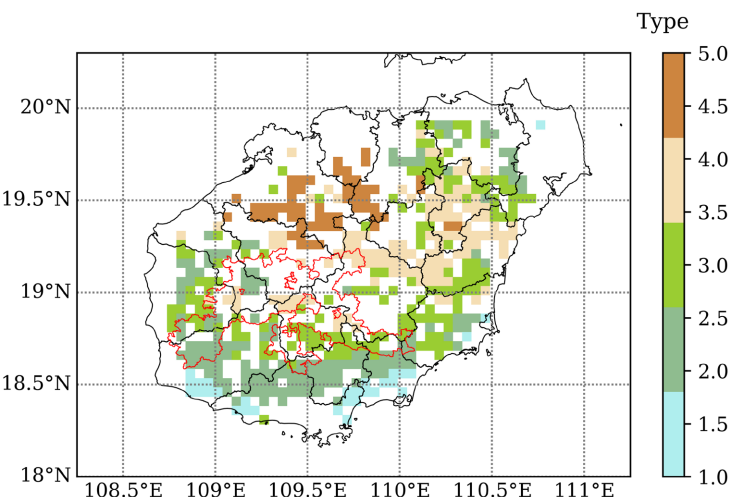


Figure 7. Spatial distribution map of GPP variation degree on Hainan Island
图 7. 海南岛 GPP 变化程度空间分布图

图 7 展示了海南岛 2001~2015 年间 *GPP* 变化程度聚类分析的空间分布特征。该图是将 *GPP* 变化的敏感程度从剧烈到稳定分为五个等级, 以褐色到浅蓝色的渐变色系表示。通过分析多个 *GPP* 数据集(包括 *MOD17*、*FLUXCOM*、*VODCA2*、*VPM*、*GLASS* 和改进的 *EC-LUE*), 发现不同数据集对 *GPP* 变化的空间分布特征表现出一定的差异性。其中, *MOD17* 与 *FLUXCOM*、*VODCA2*、*VPM* 数据集均显示海南中部偏北的地区变化最为强烈, *GLASS* 数据集则认为海南岛四面沿海地区 *GPP* 变化都很强烈, *VPM* 特别强调西北部变化最为剧烈, 而改进的 *EC-LUE* 数据集则指出东北部变化最为显著。从空间分布格局来看, 海南岛 *GPP* 变化呈现出明显的南北分异特征。北部地区, 特别是位于 19~20°N 之间的儋州、临高和澄迈等区域, 呈现出大面积的深褐色区域, 表明这些地区在研究期间 *GPP* 变化最为剧烈; 中部区域(约 18.5~19°N)则以绿色和米色为主, 表现出中等程度的变化; 而在 18~18.5°N 的南部区域, 包括乐东、三亚和陵水等地区则呈现出浅蓝色调, 说明这些区域的 *GPP* 变化相对稳定。从经度方向观察, 110°E 附近的区域, 尤其是在北部地区形成了一个变化剧烈的集中区, 呈现出明显的褐色斑块。尽管不同数据集在具体空间细节上存在差异, 但都一致表明海南岛 *GPP* 变化具有显著的空间异质性, 整体呈现出由北向南递减的梯度特征。特别是北部县市(如儋州、临高和澄迈等)的 *GPP* 变化较为剧烈, 而南部县市(如乐东、三亚和陵水等)则表现出相对稳定的特征。

4. 讨论与结论

4.1. 讨论

本研究集成 *MOD17GPP*、*VPM*、改进 *EC-LUE*、*GLASS*、*FLUXCOM* 和 *VODCA2* 六种遥感 *GPP* 数

据集,对 2001~2015 年海南岛 *GPP* 的时空动态进行了全面评估。结果显示,各数据集在估算值、年际波动和空间格局上存在差异,但均揭示了海南岛 *GPP* 的基本特征与变化趋势,为理解热带岛屿生态系统碳循环提供了多视角证据。从遥感生态学角度分析,数据集间的差异主要源于其算法原理、输入数据和模型参数的不同。*MOD17 GPP* 因采用固定的最大光能利用率,未考虑叶片氮含量和比叶面积等因素对最大光能利用率的影响,可能导致在植被茂密区域 *GPP* 的低估[34],然而,图 2(b)中该区域并未呈现系统性偏低,低估信号不显著,尚待进一步验证。*VPM* 模型通过引入叶绿素吸收的光合有效辐射比例($fPAR_{CHL}$),其核心算法在于直接关联光合色素动态与光能转化效率[35],从而更敏感地捕捉了植被光合能力的季节变化,提高了对 *GPP* 季节变化的表达能力,这解释了图 3(e)和图 4 中 *VPM* 对季节变化和正向变化趋势的捕捉最为显著。*GLASS GPP* 采用贝叶斯多算法集成方法,通过融合多个基础模型的输出,有效降低了单一光能利用率模型算法的不确定性,提高了产品精度[36],其在图 5(a)中显示中部雨林区标准差偏低,反映了该产品在生态保护区内具有更高的一致性。改进的 *EC-LUE* 模型对 *VPD* 的计算进行了改进,能够更好地反映 *GPP* 的年际变化[29],其在图 3(f)中捕捉到东北部城市化区域显著的 *GPP* 负增长。*FLUXCOM* 产品基于机器学习,其算法本质是通过统计学习从通量塔数据中归纳碳水通量与气象因子之间的复杂关系,这在森林生态系统表现出优势[37],然而,这种数据驱动方法在训练数据覆盖不足或代表性较弱的条件下(如热带旱季的碳水耦合过程)会趋于保守,因此,图 4(b)中其估计值的季节波动幅度相对较小。

从生态过程角度看,海南岛 *GPP* 动态主要受水分而非辐射控制,这与热带季风气候区的碳水耦合机制一致[38]。雨季初期土壤水分补充显著促进植被光合活性[16],但持续强降水引发的光照限制可能形成“水分-辐射”双因子拮抗效应,这在图 4(a)中 *MOD17* 产品的雨季年际波动中有所体现。尽管全岛 *GPP* 呈整体增长趋势,但东北部多个产品检测到的负增长信号(如图 3(a,f))警示着快速城市化进程的生态代价,作为同处热带季风区的岛屿环境,海南东北部与三亚在气候条件和城市化模式上具有高度相似性。Li 等(2018)的研究表明,三亚的快速旅游城市化通过侵占生态空间显著抑制了植被生产力,这一机制同样适用于解释海南东北部 *GPP* 的下降趋势[39],这与已有研究中林地-建设用地转换导致 *NEP* 下降的结论相互印证、形成有力支撑[26]。热带多云环境对遥感监测的挑战在本研究中尤为突出。海南岛 2000~2014 年月平均云雾覆盖率高达 75.44%,导致光学植被指数存在系统性偏差[29],各产品雨季估值离散度显著高于旱季(图 4(a,b))。微波遥感虽具穿透优势,但 *VODCA2* 的粗分辨率(图 2(d))限制了其解析海南岛复杂地形下的生态梯度。

为了应对这些挑战,并进一步提升对海南岛乃至整个热带地区 *GPP* 的估算精度,未来的研究可以从以下几个方面入手:首先,发展多源数据融合算法至关重要,包括整合光学、微波和通量塔观测数据,构建热带岛屿特化的 *GPP* 估算模型,例如,融合 L 波段雷达(如 *SMAP*)的土壤水分信息与 *Sentinel-1* 的冠层结构参数,发展多尺度数据同化系统。其次,建立长时间序列生态扰动数据库,量化台风、干旱等极端事件对碳水循环的跨尺度影响。此外,深化机理模型与机器学习的融合,提升模型在异质地表条件下的外推能力,例如,参考目前已提出的 *EVI* 云污染重建技术[40],结合蒸发比参数化方案,以改进热带地区 *GPP* 模型。针对本研究的局限性,未来研究还应关注数据时间跨度、空间分辨率、验证数据、模型不确定性和驱动因子分析等方面,使用更长时间序列和更高空间分辨率的数据,加强地面观测以建立 *GPP* 验证网络,发展更完善的 *GPP* 模型以减少不确定性,以及结合气候、土地利用、人类活动等多源数据深入分析 *GPP* 变化的驱动机制。

4.2. 结论

本文基于 2001~2015 的 15 年间不同来源的 6 套 *GPP* 数据集(*GLASS*、*MODIS MOD17*、*FLUXCOM*、*VODCA2*、改进的 *EC-LUE* 及 *VPM*),对海南岛的 *GPP* 数据在区域上的时空分布以及变化趋势进行了分

析, 得到以下结论:

(1) 海南岛 *GPP* 空间分布呈现显著的“核心-边缘”格局, 且整体呈上升趋势。六种数据集一致表明, *GPP* 由中部山区向沿海地区递减, 热带雨林国家公园区域年均 *GPP* 值最高(达 $2829.78 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 远超全岛平均水平($1659 \sim 2138 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)。2001~2015 年间, 全岛 *GPP* 总体呈上升趋势, 其中 *VPM* 数据集显示的上升趋势最为显著($21.30 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 这可能与天然林保护等生态恢复措施的实施效果有关。

(2) 不同遥感数据集对 *GPP* 变化的敏感性存在区域差异, 揭示了人类活动和自然因素的复合影响。*GLASS* 数据集对沿海地区 *GPP* 变化最为敏感, 呈现“环岛”式高波动特征(标准差 $300 \sim 370 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$); *VPM* 数据集在西北部农业区识别出较高的 *GPP* 标准差($270 \sim 320 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$); 改进的 *EC-LUE* 模型则突出了东北部城市化地区的 *GPP* 负增长(下降斜率 -30 至 $-45 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-2}$), 定量揭示了建设用地扩张导致的碳损失。

(3) 水分是海南岛 *GPP* 动态的主导因子, 旱季 *GPP* 普遍低于雨季。六种数据集均显示雨季 *GPP* 高于旱季, 例如, *FLUXCOM*、*MOD17* 和 *GLASS* 在雨季的估算值分别为 1182.02 、 1157.17 和 $1016.02 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ 。*VODCA2* 微波产品在雨季波动捕捉能力最优($s = 4.42$), 但其粗分辨率(0.25°)导致局部误差较大。

(4) 海南岛 *GPP* 变化呈现显著的纬度梯度特征, 北部变化剧烈, 南部相对稳定。聚类分析表明, 北部儋州-临高区域 *GPP* 年际波动剧烈(标准差 $> 300 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$), 而南部乐东-三亚区域稳定性突出(标准差 $< 120 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)。这种 19°N 纬度分界特征可能与台风路径频率和土地利用强度的空间分异有关。

(5) 热带多云环境是制约遥感 *GPP* 估算精度的关键因素, 多源数据融合是未来发展方向。海南岛年均云雾覆盖率高达 75.44% , 导致光学植被指数存在系统性偏差。不同模型算法导致的 *GPP* 估算系统性偏差也较为显著(六种产品年均 *GPP* 估值差异达 $479 \text{ gC m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$)。

资助项目

国家自然科学基金(No. 32260294); 海南大学科研基金资助项目(KYQD (ZR)-22083)海南省自然科学基金(No. 425RC692)。

参考文献

- [1] Zhang, Y. and Ye, A. (2021) Would the Obtainable Gross Primary Productivity (GPP) Products Stand up? A Critical Assessment of 45 Global GPP Products. *Science of The Total Environment*, **783**, Article 146965. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146965>
- [2] 方精云, 柯金虎, 唐志尧, 等. 生物生产力的“4P”概念、估算及其相互关系[J]. 植物生态学报, 2001, 25(4): 414-419.
- [3] Li, X., Liang, S., Yu, G., Yuan, W., Cheng, X., Xia, J., et al. (2013) Estimation of Gross Primary Production over the Terrestrial Ecosystems in China. *Ecological Modelling*, **261**, 80-92. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2013.03.024>
- [4] Paulay, G. (1994) Biodiversity on Oceanic Islands: Its Origin and Extinction. *American Zoologist*, **34**, 134-144. <https://doi.org/10.1093/icb/34.1.134>
- [5] 池源, 石洪华, 王晓丽, 等. 庙岛群岛南五岛生态系统净初级生产力空间分布及其影响因子[J]. 生态学报, 2015, 35(24): 8094-8106.
- [6] 石洪华, 郑伟, 丁德文, 等. 典型海岛生态系统服务及价值评估[J]. 海洋环境科学, 2009, 28(6): 743-748.
- [7] 符传博, 丹利, 佟金鹤, 等. 海南岛臭氧污染时空变化及敏感性特征[J]. 环境科学, 2023, 44(9): 4799-4808.
- [8] Corlett, R.T. (2016) The Impacts of Droughts in Tropical Forests. *Trends in Plant Science*, **21**, 584-593. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2016.02.003>
- [9] Kothandaraman, S., Dar, J.A., Sundarapandian, S., Dayanandan, S. and Khan, M.L. (2020) Ecosystem-Level Carbon Storage and Its Links to Diversity, Structural and Environmental Drivers in Tropical Forests of Western Ghats, India. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 13444. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70313-6>
- [10] Ren, H., Li, L., Liu, Q., Wang, X., Li, Y., Hui, D., et al. (2014) Spatial and Temporal Patterns of Carbon Storage in

- Forest Ecosystems on Hainan Island, Southern China. *PLOS ONE*, **9**, e108163. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0108163>
- [11] Wu, L., Guo, E., An, Y., Xiong, Q., Shi, X., Zhang, X., *et al.* (2023) Evaluating the Losses and Recovery of GPP in the Subtropical Mangrove Forest Directly Attacked by Tropical Cyclone: Case Study in Hainan Island. *Remote Sensing*, **15**, Article 2094. <https://doi.org/10.3390/rs15082094>
 - [12] 侯静惟, 方伟华, 程锰, 等. 基于 Copula 函数的海南热带气旋风雨联合概率特征分析[J]. 自然灾害学报, 2019, 28(3): 54-64.
 - [13] 王晓丽, 王媛, 石洪华, 等. 海岛陆地生态系统固碳估算方法[J]. 生态学报, 2014, 34(1): 88-96.
 - [14] Ren, H., Chen, H., Li, L., Li, P., Hou, C., Wan, H., *et al.* (2013) Spatial and Temporal Patterns of Carbon Storage from 1992 to 2002 in Forest Ecosystems in Guangdong, Southern China. *Plant and Soil*, **363**, 123-138. <https://doi.org/10.1007/s11104-012-1302-8>
 - [15] 王克清, 王鹤松, 孙建新. 遥感 GPP 模型在中国地区多站点的应用与比较[J]. 植物生态学报, 2017, 41(3): 337-347.
 - [16] Costa, G.B., Mendes, K.R., Viana, L.B., Almeida, G.V., Mutti, P.R., e Silva, C.M.S., *et al.* (2022) Seasonal Ecosystem Productivity in a Seasonally Dry Tropical Forest (Caatinga) Using Flux Tower Measurements and Remote Sensing Data. *Remote Sensing*, **14**, Article 3955. <https://doi.org/10.3390/rs14163955>
 - [17] Maselli, F., Papale, D., Puletti, N., Chirici, G. and Corona, P. (2009) Combining Remote Sensing and Ancillary Data to Monitor the Gross Productivity of Water-Limited Forest Ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, **113**, 657-667. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.008>
 - [18] Sri Rahayu Romadhoni, L., As-syakur, A.R., Hidayah, Z., Budi Wiyanto, D., Safitri, R., Yusuf Satriyana Utama, R., *et al.* (2022) Annual Characteristics of Gross Primary Productivity (GPP) in Mangrove Forest during 2016-2020 as Revealed by Sentinel-2 Remote Sensing Imagery. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, **1016**, Article 012051. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1016/1/012051>
 - [19] Kanniah, K.D., Kang, C.S., Sharma, S. and Amir, A.A. (2021) Remote Sensing to Study Mangrove Fragmentation and Its Impacts on Leaf Area Index and Gross Primary Productivity in the South of Peninsular Malaysia. *Remote Sensing*, **13**, Article 1427. <https://doi.org/10.3390/rs13081427>
 - [20] Deng, M., Meng, X., Lu, Y., Li, Z., Zhao, L., Niu, H., *et al.* (2022) The Response of Vegetation to Regional Climate Change on the Qinghai-Xizang Plateau Based on Remote Sensing Products and the Dynamic Global Vegetation Model. *Remote Sensing*, **14**, Article 3337. <https://doi.org/10.3390/rs14143337>
 - [21] 安映荷, 张润卿, 刘文杰, 等. 海南岛橡胶林区域不同 SIF 产品的差异性分析及其对 GPP 估算的影响[J]. 热带生物学报, 2023, 14(4): 412-423.
 - [22] Houghton, R.A. (2005) Aboveground Forest Biomass and the Global Carbon Balance. *Global Change Biology*, **11**, 945-958. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2005.00955.x>
 - [23] 高述超, 陈毅青, 陈宗铸, 等. 海南岛森林生态系统碳储量及其空间分布特征[J]. 生态学报, 2023, 43(9): 3558-3570.
 - [24] 宾昕, 蒋贤玲, 任晓玥. 近 51 年海南岛极端气温事件分析[J]. 热带气象学报, 2023, 39(3): 424-432.
 - [25] 雷金脊, 陈宗铸, 陈毅青, 等. 海南省湿地生态系统健康评价体系构建与应用[J]. 湿地科学, 2020, 18(5): 555-563.
 - [26] 刘强, 杨众养, 陈毅青, 等. 基于 CA-Markov 多情景模拟的海南岛土地利用变化及其生态环境效应[J]. 生态环境学报, 2021, 30(7): 1522-1531.
 - [27] Teubner, I.E., Forkel, M., Wild, B., Möisinger, L. and Dorigo, W. (2021) Impact of Temperature and Water Availability on Microwave-Derived Gross Primary Production. *Biogeosciences*, **18**, 3285-3308. <https://doi.org/10.5194/bg-18-3285-2021>
 - [28] Zhang, Y., Xiao, X., Wu, X., Zhou, S., Zhang, G., Qin, Y., *et al.* (2017) A Global Moderate Resolution Dataset of Gross Primary Production of Vegetation for 2000-2016. *Scientific Data*, **4**, Article No. 170165. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.165>
 - [29] Zheng, Y., Shen, R., Wang, Y., Li, X., Liu, S., Liang, S., *et al.* (2020) Improved Estimate of Global Gross Primary Production for Reproducing Its Long-Term Variation, 1982-2017. *Earth System Science Data*, **12**, 2725-2746. <https://doi.org/10.5194/essd-12-2725-2020>
 - [30] 赵宝山, 严程明, 苏俊波, 等. 1960-2020 年海南岛气温、降水及参考作物蒸散量变化趋势[J]. 节水灌溉, 2023(10): 83-90.
 - [31] 张春花, 董立就, 吴俞, 等. 海南岛中部山地地形对天气气候的影响[J]. 气象科技进展, 2020, 10(4): 70-73.
 - [32] Wang, W., Wu, Y., Wang, S., Yin, H., Li, W. and Zhao, S. (2022) Seasonal Variations of Ecosystem Water Use

- Efficiency and Their Responses to Climate Factors in Inner Mongolia of China. *Atmosphere*, **13**, Article 2085. <https://doi.org/10.3390/atmos13122085>
- [33] Green, J.K., Berry, J., Ciais, P., Zhang, Y. and Gentine, P. (2020) Amazon Rainforest Photosynthesis Increases in Response to Atmospheric Dryness. *Science Advances*, **6**, eabb7232. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abb7232>
- [34] 牛忠恩, 闫慧敏, 陈静清, 等. 基于 VPM 与 MOD17 产品的中国农田生态系统总初级生产力估算比较[J]. 农业工程学报, 2016, 32(4): 191-198.
- [35] 陈静清, 闫慧敏, 王绍强, 等. 中国陆地生态系统总初级生产力 VPM 遥感模型估算[J]. 第四纪研究, 2014, 34(4): 732-742.
- [36] Yuan, W., Liu, S., Dong, W., Liang, S., Zhao, S., Chen, J., *et al.* (2014) Differentiating Moss from Higher Plants Is Critical in Studying the Carbon Cycle of the Boreal Biome. *Nature Communications*, **5**, Article No. 4270. <https://doi.org/10.1038/ncomms5270>
- [37] Jung, M., Schwalm, C., Migliavacca, M., Walther, S., Camps-Valls, G., Koirala, S., *et al.* (2020) Scaling Carbon Fluxes from Eddy Covariance Sites to Globe: Synthesis and Evaluation of the FLUXCOM Approach. *Biogeosciences*, **17**, 1343-1365. <https://doi.org/10.5194/bg-17-1343-2020>
- [38] 雷济舟, 崔嵬, 朱济帅, 等. 海南岛近 20 年 GPP 变化格局及驱动因素分析[J]. 热带生物学报, 2024, 15(1): 42-51.
- [39] Han, N., Hu, K., Yu, M., Jia, P. and Zhang, Y. (2022) Incorporating Ecological Constraints into the Simulations of Tropical Urban Growth Boundaries: A Case Study of Sanya City on Hainan Island, China. *Applied Sciences*, **12**, Article 6409. <https://doi.org/10.3390/app12136409>
- [40] 王宁, 田家, 田庆久. 基于 MODIS 日地表反射率产品的长时序日分辨率 EVI 重建方法[J]. 遥感学报, 2024, 28(4): 969-980.