



主持人: 任明迅

海南岛近 20 年 GPP 变化格局及驱动因素分析

雷济舟¹, 崔 崑², 朱济帅³, 张润卿¹, 赵俊福⁴,
章 杰¹, 张 翔¹, 孙仲益^{1,5}

(1. 海南大学生态与环境学院, 海口 570228; 2. 国家林业和草原局发展研究中心, 北京 100714;
3. 海南长光卫星信息技术有限公司, 海口 570311; 4. 海南省生态环境监测中心, 海口 571126;
5. 海南省农林环境过程与生态调控重点实验室, 海口 570228)

摘要: 为探究气象因素与人类活动对近 20 年海南岛总初级生产力 (Gross Primary Production, GPP) 变化的相对贡献, 首先利用 Theil-Sen 及 Mann-Kendall 方法获取海南岛 GPP 整体时空分布特征, 在此基础上, 分别以土地利用及覆被变化 (Land Use and Cover Change, LUCC) 指示人类活动, 以气温 (Air Temperature, Ta)、饱和水汽压差 (Vapor Pressure Deficit, VPD) 以及光合有效辐射 (Photosynthetically Active Radiation, PAR) 作为气象要素指标, 通过空间统计与机器学习手段, 构建海南岛 GPP 变化格局归因模型, 量化驱动因素的相对贡献。结果表明: 研究期间内, 时间上, 海南岛 GPP 呈现 $0.44 \text{ Tg} \cdot \text{a}^{-1}$ 的显著增加趋势 ($P=0.024$); 空间上, 海南岛 87.8% 面积的 GPP 表现增加趋势, 海口及三亚周边等小部分区域 (约 9%) 则表现为下降; 海南岛土地利用共计转移 $15\,528.40 \text{ km}^2$, 主要发生于林地地区, 林地净增加 642.88 km^2 , 草地地区转移面积为 $4\,759.28 \text{ km}^2$, 耕地地区转移的面积为 $4\,051.23 \text{ km}^2$; 相较于人类活动, 研究期年际间气象条件的差异是海南岛 GPP 变化的主导因素, 但特殊年份中 LUCC 对海南省市县的影响则有所凸显。

关键词: 总初级生产力; 土地利用及覆被变化; 气象因素; 海南岛; 归因分析

中图分类号: X82.826 文献标志码: A 文章编号: 1674-7054(2024)01-0042-10

雷济舟, 崔崑, 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. doi: 10.15886/j.cnki.rdswwb.20230006

陆地生态系统 (以下称为陆生系统) 总初级生产力 (Gross Primary Production, GPP) 是指大气中的 CO_2 通过植被光合作用进入陆生系统并转化为有机碳的总量^[1], 在一定程度上决定着碳汇时空分布格局^[2], 影响着生态系统物质及能量流动^[3]; 为实现区域碳平衡, 减缓气候变化起到关键作用^[4], 具有重要意义^[5]。但受到生态系统及其与环境要素间相互作用的影响, GPP 的时空分布具有较大的变异性与异质性特征^[6], 因此, 对 GPP 分布格局的驱动因素定量分析将会有助于提升区域碳循环的理解, 也更有助于揭示区域生态系统对人类活动

与区域气候变化的响应与反馈。气候变化以及人类活动作为影响热带地区 GPP 分布格局的主要驱动因素, 相关研究已取得丰富成果, 对于前者主要集中于水分^[7]、温度^[8-9]、 CO_2 浓度^[10] 以及太阳辐射^[11] 等气象因素对 GPP 时空格局的影响^[12], 已通过机理模型^[13]、遥感模型^[14] 及统计方法^[15] 进行了量化分析与机理解释。而后者, 相关研究也证实了诸如城市建设^[16]、退耕还林还草^[17]、刀耕火种^[18] 等人类活动会显著改变区域 GPP 分布^[19], 同时土地利用及覆被变化 (Land Use and Cover Change, LUCC) 作为人类活动的直接体现^[20], 是最

收稿日期: 2023-01-20 修回日期: 2023-05-01

基金项目: 海南大学科研启动项目 (KYQD(ZR)20069); 海南省自然科学基金青年基金项目 (320QN202); 国家重点研发项目 (2021YFD2200404)

第一作者: 雷济舟 (1996-), 男, 海南大学生态与环境学院 2020 级生态学硕士研究生。E-mail: hmhn604@163.com

通信作者: 孙仲益 (1989-), 男, 副教授, 博导。研究方向: 生态信息学。E-mail: gis.rs@hainanu.edu.cn

为经典的表征指标^[21]。热带地区水热条件充足, 各种环境因素都会对 GPP 产生影响, 许多研究对此进行了讨论, 其中在亚马逊热带地区通过机理模型揭示出辐射是生产力变化的主导因素之一^[22]; 热带地区水热条件虽然相对充足, 但时空间的不均匀分配使得年际降水对 GPP 变化产生较为关键影响^[23], 同时 GPP 对温度的变化也有着较高的敏感性^[24]。在全球尺度的研究中已有结果表明, 温度、辐射以及水分对于 GPP 的影响程度分别为 13.07%、-7.24% 和 11.74%, 具体表现为低纬度地区水分对于 GPP 变化起到主导作用, 中高纬度地区温度起到主导作用^[6]。随着人类在热带地区的活动愈发频繁^[25], 越来越多的研究者发现开荒等农业生产行为致使的土地利用变化才是导致 GPP 改变的主要驱动因素, 这一观点得到在亚马逊雨林、东南亚热带雨林等地的相关研究支持^[25-26]。综上所述, 热带地区植被结构复杂, 环境因素多变, 虽然科学界对 GPP 时空分布格局的驱动因素及响应机理已基本达成共识, 但主导因素及其相对贡献大小依旧为争论焦点。

海南岛是我国第一大热带岛屿, 作为相对独立的地理单元是进行热带地区 GPP 研究的理想切入点; 并且近年来随着海南自由贸易港等政策的落实^[27-28], 海南岛建设程度加深, 人才引进以及城市扩张等一系列活动导致土地覆盖变化剧烈, 为探究人类活动与气候变化对 GPP 的影响提供了契机。因此, 本研究选择海南岛作为研究靶区, 对其近 20 年 GPP 动态变化趋势进行归因分析, 具体目标为: 探究 2001—2019 年间海南岛 GPP 时空变化格局; 量化气象要素与人类活动对于年际间 GPP 变化的贡献率, 揭示主导因素。旨在为解明热带地区生态系统响应区域气候变化提供科学参考也为海南生态文明试验区的政策制定提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

海南岛 (18°10'—20°10' N, 108°37'—111°03' E), 地处热带北缘, 属热带季风海洋性气候, 温差较低, 全年高温, 年平均气温 22.5~25.6 °C。年平均降雨约为 1 640 mm, 降水充足但分配不均, 雨旱两季分明。海南岛地势为四周低平, 中间高耸, 呈穹隆山地形, 中部山区以

五指山、鹦哥岭为隆起核心, 向外围逐级下降, 由山地、丘陵、台地、平原构成环形层状地貌, 梯级结构明显, 土地覆盖类型丰富, 以森林、农田以及草原为主, 其中, 森林生态系统包括常绿阔叶林、常绿针叶林、落叶阔叶林以及混交林等。

1.2 研究数据

1.2.1 土地利用类型数据

海南岛土地利用类型数据集来源于 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) Land Cover 产品 (MCD12Q1), 时间分辨率为 1 a, 空间分辨率为 500 m, 本研究时间范围为 2001—2019 年^[29]。本研究采用了 IGBP (International Geosphere Biosphere Programme) 分类方案所确定的 17 个土地覆盖方案。结合相关研究^[30] 以及本研究实际情况, 对土地覆盖类型进行重分类, 重分类情况见表 1。

表 1 根据 IGBP 分类系统对土地利用类型的重分类

土地利用类型编号	重分类后土地利用类型	IGBP 分类
1	林地	常绿阔叶林
		常绿针叶林
		落叶阔叶林
		混交林
		有林草地
		稀树草地
2	灌丛	稀疏灌木丛及封闭灌木丛
3	草地	草地
4	耕地	耕地、耕地或自然植被
5	城市	城市以及建筑用地
6	裸地	裸地
7	湿地	永久湿地及水域

1.2.2 GPP 数据

2001—2019 年海南岛 GPP 数据集为 MODIS 产品 MOD17A2HV006。该产品为 4 级标准产品^[31], 主要通过光能利用率模型进行计算, 逐 8 天合成空间分辨率为 500 m 的 GPP 产品, 从区域尺度到全球尺度已经被广泛应用^[32]。本研究将 GPP 数据求和处理成月值尺度后转化为年尺度进行后续分析。

1.2.3 气象数据

本研究所使用 2001—2019 年逐月 Ta、PAR 以及相对湿度 (Relative Humidity,

RH)气象数据,其中 Ta、RH 数据均源自于国家地球系统科学数据中心(<http://www.geodata.cn/>),其空间分辨率均为 1 km,是利用全国基本气象站观测数据进行空间插值并综合地形数据所绘制的空间分布数据^[33-34]。根据 Ta 与 RH 数据并结合 Tetens 经验公式^[35]对海南岛逐月 VPD(饱和水汽压差)的数据进行计算;PAR(光合有效辐射)的数据为 Global Land Surface Satellite(GLASS)产品(<http://www.glass.umd.edu/index.html>),其空间分辨率为 0.01°,时间分辨率为 1 d 是基于多源遥感数据和地面实测数据进一步反演得到的长时间序列、高精度的全球地表遥感产品^[36]。

1.3 研究方法

1.3.1 技术路线 首先以海南岛年际间用地类型未改变的栅格作为数据样本,利用其多年 VPD、Ta 及 PAR 年距平值作为解释变量,GPP 年距平值作为目标变量,通过高斯过程回归(Gaussian

Process Regression, GPR)与随机森林(Random Forest, RF)两种机器学习算法构建预测模型,GPR 是常用的监督分类学习方法,是一种基于贝叶斯方法的非参数概率模型,回归的目的是通过学习样本,经过训练得到输入变量与输出变量之间的函数关系,常常用于小样本回归分析。RF 是经典的基于分类和回归树的集成学习算法,可以解释若干自变量对因变量的作用;其次,选择较好的机器学习算法后,利用年际间 VPD、PAR 以及 Ta 的差异作为输入数据,对其年际间气象要素差异所引起的 GPP 差异进行估算,完成气象因素对 GPP 影响的相对贡献率的计算;最后,以年际间用地类型发生改变的栅格作为研究目标,计算相邻年间 LUCC 改变的栅格其 GPP 的变化值,进而完成 LUCC 对 GPP 影响的相对贡献率的计算;最终进行海南岛 GPP 变化主导因素的探讨(图 1)。

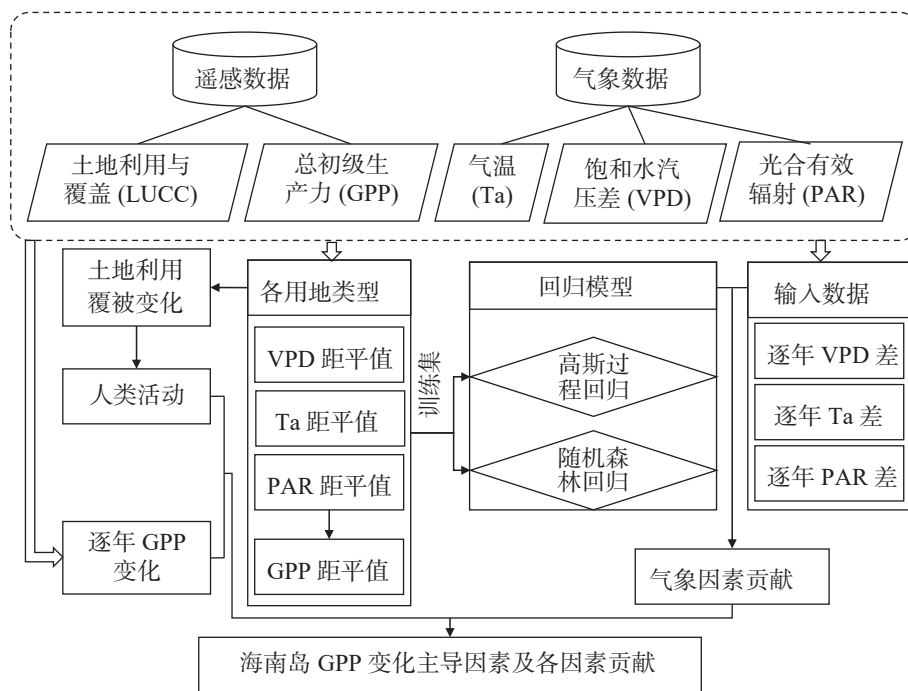


图 1 研究流程图

1.3.2 机器学习模型构建及评价 本研究通过 GPR 及 RF 机器学习算法构建模型以分析气象因素对 GPP 的相对贡献率。如表 2 所示,海南岛近 20 年间各用地类型均有不同程度改变,裸地与湿地类型未变栅格所占比例较低,用于训练模型的样本数量较少,因此选择 GPR 算法;而林地、草地、耕地等其他类型用地样本数量充足,利用

RF 能够取得较好效果。所有土地利用的模型训练均采用五折交叉验证进行精度的评估,以决定系数(Coefficient Of Determination, R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE, 记作 S_E)作为模型精度评价指标。

1.3.3 归因分析方法 为探究 LUCC 以及气象因素对于海南岛 GPP 的影响程度,本研究中 LUCC

表 2 模型评价精度表

土地利用类型	$S_E/$ ($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{mon}^{-1}$)	R^2	模型算法	用地类型未变栅格数量/个
林地	9.60	0.60	RF	97534
草地	6.35	0.66	RF	2199
耕地	4.88	0.81	RF	7762
城市	5.41	0.62	RF	1568
裸地	3.39	0.29	GPR	33
湿地	10.38	0.12	GPR	1583

以及气象因素相对贡献度计算公式如下:

$$\text{Con(LUCC)}_{(i,i+1)} = \frac{\text{GPP(LUCC)}_{(i,i+1)}}{\text{GPP}_i} \quad (1)$$

$$\text{Con(Climate)}_{(i,i+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n f(\text{VPD}_{(i,i+1)}\text{Ta}_{(i,i+1)}\text{PAR}_{(i,i+1)})}{\text{GPP}_i} \quad (2)$$

式中, $\text{Con(LUCC)}_{(i,i+1)}$ 为第 i 年至第 $i+1$ 年间 LUCC 对于 GPP 变化的相对贡献率, GPP_i 为 i 年海南岛 GPP 总值, $\text{GPP(LUCC)}_{(i,i+1)}$ 为 i 至 $i+1$ 年间 LUCC 所驱动的 GPP 变化值; $\text{Con(Climate)}_{(i,i+1)}$ 为 i 年至第 $i+1$ 年间气象因素对 GPP 变化的相对贡献率, f 为 1.3.1 所介绍的机器学习模型。VPD $_{(i,i+1)}$ 、Ta $_{(i,i+1)}$ 以及 PAR $_{(i,i+1)}$ 分别为第 i 年至第 $i+1$ 年间

VPD、Ta 以及 PAR 的变化量, 其中, i 为年份; n 为各土地利用类型, $n=1, 2, \dots, 7$ 。

2 研究结果

2.1 海南岛 GPP 变化情况

海南岛时间上, 近 20 年期间 GPP(以 C 表示, 下同)时间变化如图 2-a 所示, GPP 年际变化明显, 总体上研究时期 GPP 呈现上升趋势($0.44 \text{ Tg}\cdot\text{a}^{-1}$)。2005 年海南岛 GPP 值最低仅为 56.46 Tg C , 2017 年后 GPP 值持续增加, 在 2019 年达到峰值 74.12 Tg C 。其 GPP 主要由 3 种土地利用类型构成, 林地 GPP 值最高的土地利用类型, 约占到全年 GPP 总值的 85%, 19 年期间 GPP 值以 $0.46 \text{ Tg}\cdot\text{a}^{-1}$ 增加; 耕地作为 GPP 值仅次于林地的土地利用类型, 其年 GPP 值最大占比达到 10.7%, 耕地 19 年期间变化幅度不明显, 其年 GPP 值以 $0.07 \text{ Tg}\cdot\text{a}^{-1}$ 增加; 草地 GPP 值在 19 年期间持续降低($-0.11 \text{ Tg}\cdot\text{a}^{-1}$); 空间上, 近 20 年间海南岛 87.8% 的面积呈现出 GPP 增加趋势(图 2-b); 其中, 海南岛北部以及东北部是 GPP 极显著增加的集中区, 中部山区部分地区 GPP 无明显变化, 而海口市与三亚市周边小部分地区 GPP 表现为减少趋势, 且碎片化程度较高, 占比为 8.9%。

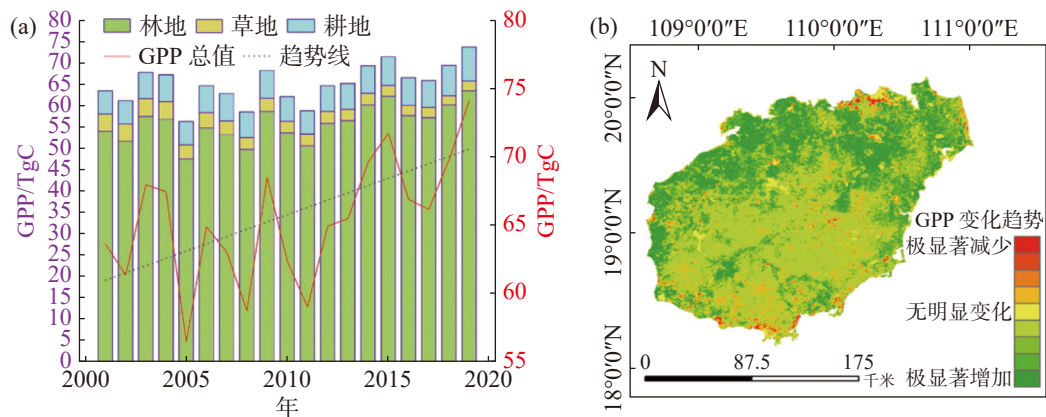


图 2 海南岛 GPP 时空变化趋势

2.2 海南岛 LUCC 变化情况

对近 20 年海南岛土地利用变化数据进行分析(表 3), 研究时期内转移面积小于 1 km^2 的分支不进行展示。结果显示, 2001—2005 年, 海南岛土地利用转移总面积为 2736.94 km^2 。其中, 林地的转出面积最大, 净转出面积为 309.13 km^2 , 主要转化为耕地; 2005—2010 年土地转移总面积为 4164.04 km^2 , 草地转化成林地以及耕地转化为林地最主要的转出方

式; 2010—2015 年期间, 海南岛的土地覆盖变化主要发生在林地、草地以及耕地的地区面积分别为 1188.10 km^2 、 1074.56 km^2 以及 1070.85 km^2 ; 2015—2019 年最主要的转移方式是林地转化为耕地和草地转化为林地, 其转化净面积分别为 541.25 km^2 和 214.65 km^2 。

2.3 LUCC 对 GPP 变化的影响

研究时期, 海南岛 LUCC 所驱动的 GPP 变化主要发生在林地、草

表 3 海南岛近 20 年间土地利用每 5 年的转移情况

转移路径	2001—2005	2005—2010	2010—2015	2015—2019
	面积/km ²	面积/km ²	面积/km ²	面积/km ²
林地→草地	517.43	327.40	325.38	658.50
林地→耕地	695.82	826.56	794.80	1684.88
林地→城市	19.85	49.49	39.17	40.23
林地→裸地	1.06	0.26	0.79	0.79
林地→湿地	10.06	33.08	27.53	54.52
灌丛→草地	2.12	1.59	0.79	0.53
草地→林地	574.33	1237.59	810.42	873.14
草地→耕地	351.48	215.97	246.67	358.63
草地→城市	2.12	7.41	4.23	3.44
草地→裸地	0.79	1.85	1.06	1.32
草地→湿地	3.97	25.67	11.65	26.20
耕地→林地	329.25	933.22	742.13	1143.64
耕地→草地	181.30	476.14	328.19	361.54
耕地→城市	1.59	3.44	0.53	0.26
裸地→林地	0.53	2.38	1.59	0.79
裸地→草地	0.53	1.59	2.65	1.85
裸地→湿地	0.79	2.12	1.32	1.59
湿地→林地	30.17	13.23	16.41	40.49
湿地→草地	11.12	3.71	3.71	12.17
湿地→裸地	1.32	0.53	0.53	1.06

地以及耕地地区(图 3)LUCC 所驱动的 GPP 年际变化明显。其中,林地地区 LUCC 所驱动的 GPP 呈增加趋势,在 2018—2019 年林地地区 LUCC 所驱动的 GPP 达到最大值 8.41×10^{-2} Tg C, 占比

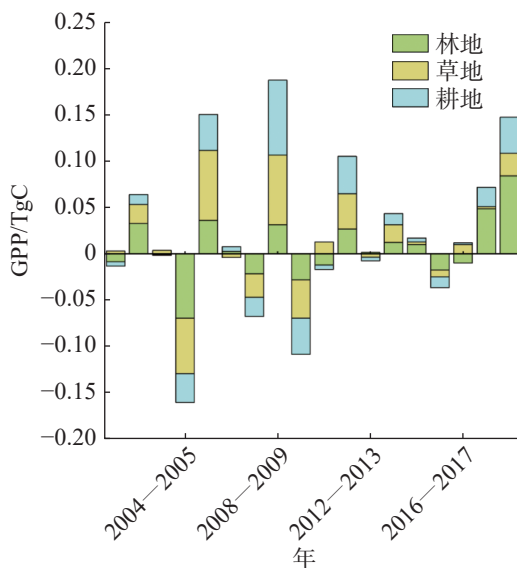


图 3 各土地利用类型在 LUCC 所驱动 GPP 变化

57%; 草地地区 19 年期间呈显著微弱增加趋势, 2005—2006 年草地地区达到 LUCC 所驱动的 GPP 峰值 7.56×10^{-2} Tg C, 2004—2005 年草地地区 LUCC 所驱动的 GPP 仅为 -5.99×10^{-2} Tg C; 耕地地区在近 20 年内也是呈现出微弱增加趋势, 在 2008—2009 年 LUCC 所驱动的 GPP 值最大。

2.4 相对贡献率变化 LUCC 以及气象因素对于海南岛 GPP 相对贡献率的年际变化如图 4 所示, 年际间 LUCC 与气象要素的相对贡献率同频率较高, 但程度相差较大, 气象因素主导海南岛年际间 GPP 变化。LUCC 的相对贡献率近 20 年期间波动较为剧烈, 其中 2008—2009 年期间相对贡献率达 0.31%, 而在 2004—2005 年 LUCC 对于 GPP 的相对贡献率最小为 -0.24% ; 气象因素对年际间 GPP 变化的相对贡献率逐年差异明显, 2005—2006 年其正向相对贡献率达到最大值 10.79%, 而在 2010—2011 年气象要素对于 GPP 的影响程度为历年来最低值 -14.99% 。

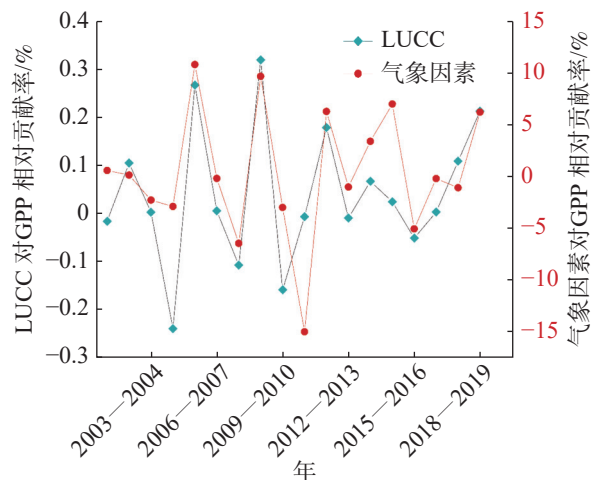


图 4 相对贡献率变化图

3 讨论

3.1 LUCC 对 GPP 的影响 LUCC 一直是陆生系统 GPP 的主要驱动因素。林地、草地以及耕地地区是海南岛 LUCC 发生的主要区域。研究时期 LUCC 共变化 $15\,528.40$ km²。其中, 植树造林 $6\,749.33$ km², 累积 GPP 达到 0.23 Tg C, 这与相关研究结论^[37]基本一致即植树造林对于 GPP 增长有着较为良好的促进作用。这一现象的原因可能是椰林^[38]、橡胶林^[39]等林种具有较高的经济价值。此外, 近 52% 的新林地资源主要来源于草地,

改善了海南岛植被覆盖, 强化了林地生态系统的防线保护作用; 耕地也在此过程中净增加 679.41 km², GPP 在此过程中增加 1.63×10^{-2} Tg C。耕地的快速扩张一定程度改变原有的生态环境, 由单一经济作物所构成的生态系统抵抗力稳定性降低可能会在未来引发水土流失, 所以如何合理规划耕地资源是要深入考虑的。

LUCC 对 GPP 年际间变化的相对贡献率远低于气象因素, 其一在于, 海南岛林地面积高 (79.1%), 并可占全岛 GPP 的 84.8%, 并且主要集中在中部山区, 由于天然林保护等政策^[40-41], 中部山区人类活动强度较低, 所以在近 20 年来, 林地并未发生较大的面积变化 (近 20 年变化不足 2%); 二是由于 MCD12Q1 产品的将海南岛土地利用与覆盖分为 14 类, 而为方便分析本研究将其重分类为 7 类, 不同分类系统所造成的相对贡献率影响 (图 5-a) 最高可相差 3 倍 (2004—2005 年)。尺度效应也是重要因素, 如图 5-b 所示, 将海南岛

近 20 年逐年逐市县进行拆解, 并使用 IGBP 原始分类系统, LUCC 在各市县中对年际间 GPP 变化的相对贡献率普遍高于全岛平均值, LUCC 相较于气象因素而言作用范围小, 因此在进行全岛 LUCC 相对贡献率计算时不同地区间差异相互抵消, 因此也造成 LUCC 的相对贡献率较低。LUCC 相较于气象因素, 对于小尺度范围的 GPP 年际间变化起到主要作用。LUCC 与气象因素对于年际间 GPP 变化的相对贡献率具有较高的同频性, 其原因在于相对贡献率的算法以前一年 GPP 为基准, 而非年际间 GPP 差异为基准, 好处在于避免出现年际间 GPP 相差极小而导致的极端贡献; 但负效应变为同频效应以 2005—2006 年为例, 极端事件第 18 号热带风暴“达维”对全岛 GPP 产生显著负面影响^[42], GPP 为近 20 年最低值, 因此 2005—2006 年会产生极高的 LUCC 与气象因素的正向相对贡献, 各市县贡献率受整体变化所影响。

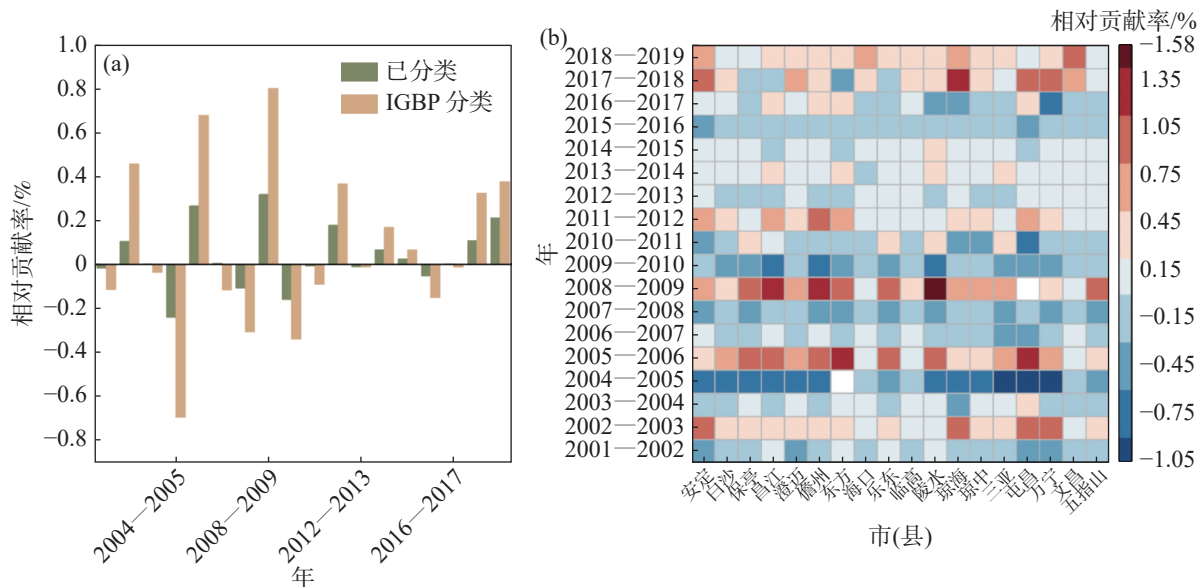


图 5 土地分类对相对贡献率的影响及各市(县)相对贡献率变化

3.2 气象因素对 GPP 的影响 本研究仅选取 Ta、VPD 以及 PAR^[43] 作为影响 GPP 年际间变化的主要气象驱动因素, 未考虑如大气 CO₂ 浓度、氮沉降等环境因素, 这为本研究带来一定不确定性, 但根据 Sun 等人研究表明^[6], 环境要素中气象因素是环境因素中主导 GPP 年际间变化的关键因素, 因此不确定性能够最小程度降低。此外, 本研究选取 VPD 而非降水作为水分条件, 主要由于像海南岛这类低纬度湿润地区, 大气的湿润程度是限

制植物生长的主要因素^[44]。其次, 对于气象因素间的交互作用, 本研究所采用机器学习算法(GPR 与 RF), 属于数据驱动模式, 能够减弱自变量间的交互关系^[15]。

气象因素相对贡献较高, 分别选取正负相对贡献率最高的 2008—2009 年 (2005—2006 年为最高正相对贡献, 但主要受极端事件“达维”影响, 因此选取 2008—2009 年) 与 2010—2011 年为例; 2008—2009 年, PAR、Ta 及 VPD 均呈现超距平的

转好态势;而 2010—2011 年 PAR 与 Ta 呈现出远超平均年际间变化的降幅,同时水分制约也略有所增加(图 6);可见本研究所提出的基于机器学习的数据驱动算法能够捕捉气象要素对 GPP 的影

响。除气象要素与 LUCC 外,人类的管理与经营活动,如耕地农业管理及政策支持^[45-46]、橡胶林下经营^[47]、天然林的保护^[48]、极端事件以及病虫害等异常事件也会对海南岛 GPP 产生影响^[49]。

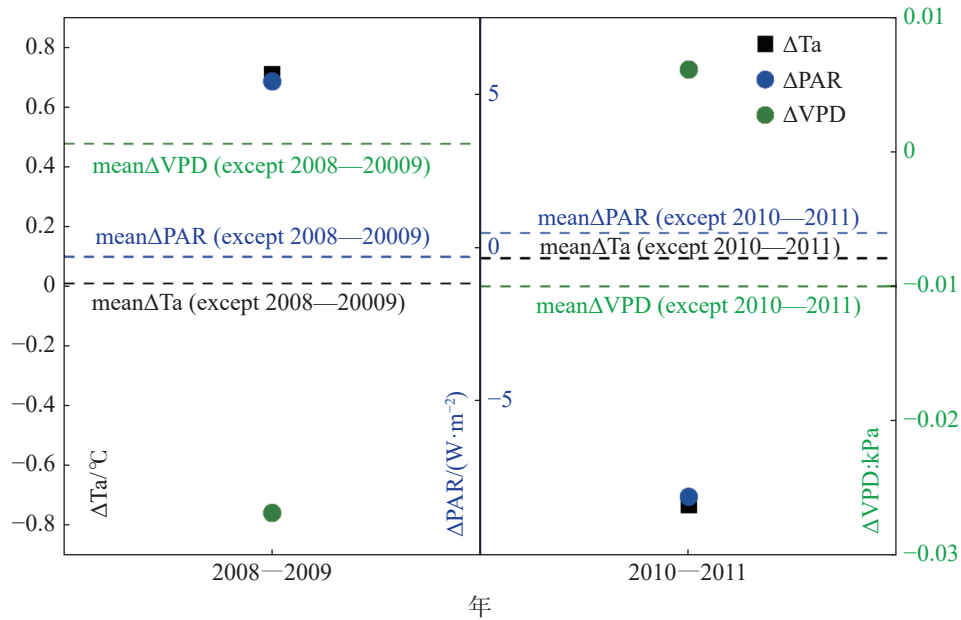


图 6 海南岛各气象要素变化图

3.3 不确定性分析 首先本研究所使用的 GPP 与 LUCC 数据来源于 MODIS 产品,MODIS 作为光学遥感产品应用于热带地区时不可避免精度会降低^[50],这是传统光学遥感产品共同面临的问题。MODIS 的 LUCC 产品在全球尺度的精度为 73.6%^[51],本研究将可能出现异物同谱的相似类进行了重分类,共 7 大类,这能够大大降低其分类精度所带来的不确定性(图 5-a),这里不能忽视。其次,MODIS 的 GPP 产品基于光能利用率算法,是现阶段主流大区域尺度的遥感 GPP 算法,包括 EC-LUE^[52]、CASA 以及 VPM^[6]等多种形式,其中可吸收光合有效辐射比率(fAPAR, fraction of Absorbed PAR)是模型核心部分,无论何种形式模型均将 fAPAR 考虑为关于 NDVI 等植被指数的函数;长时间序列植被指数主要源于 MODIS 产品,因此本研究中直接使用了 MODIS 的 GPP 产品,避免二次计算时增加不确定性。此外关于计算方案引入的不确定性主要为,当年际间 LUCC 发生改变时,对 GPP 的影响则全部归于 LUCC 的贡献;但实则气象要素依旧对该区域产生影响,可此部分的影响并未考虑到本研究中,低估了气象因素造成的总体影响。综上,鉴于本研究的时间

范围与尺度,结合各遥感产品的精度,最终确定 MCD12Q1 为研究数据,该数据产品在国内的研究已广泛应用于国内相关研究^[53],并取得较为可靠的成果。考虑到海南岛全年较高的云覆盖,产品精度有限。未来要进一步研究 LUCC 对 GPP 影响等问题时,更高精确度土地利用数据产品是不可或缺的;本研究使用机器学习模型虽然可以在一定程度上将气象因素与人类活动进行解耦并单独分析其对 GPP 的影响,实际环境中 GPP 的影响是多元驱动的,无法对影响因素的共同作用进行驱动分析。本研究中假设 LUCC 发生改变时 GPP 的变化归因为 LUCC 所引起,将气象因素作用归于 LUCC 贡献中,这也带来了一定不确定性。

参考文献:

- [1] CAMPBELL J E, BERRY J A, SEIBT U, et al. Large historical growth in global terrestrial gross primary production[J]. *Nature*, 2017, 544(7648): 84-87.
- [2] SUN Z, WANG X, ZHANG X, et al. Evaluating and comparing remote sensing terrestrial GPP models for their response to climate variability and CO₂ trends[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 668: 696-713.
- [3] BO Y, LI X, LIU K, et al. Three decades of gross primary production (GPP) in China: variations, trends, attribu-

- tions, and prediction inferred from multiple datasets and time series modeling[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(11): 2564.
- [4] 丁仲礼, 段晓男, 葛全胜, 等. 国际温室气体减排方案评估及中国长期排放权讨论[J]. *中国科学 (D 辑: 地球科学)*, 2009, 39(12): 1659 – 1671.
- [5] JANSSENS I A, FREIBAUER A, CIAIS P, et al. Europe's terrestrial biosphere absorbs 7 to 12% of European anthropogenic CO₂ emissions[J]. *Science*, 2003, 300(5625): 1538 – 1542.
- [6] SUN Z, WANG X, YAMAMOTO H, et al. Spatial pattern of GPP variations in terrestrial ecosystems and its drivers: Climatic factors, CO₂ concentration and land-cover change, 1982 – 2015[J]. *Ecological informatics*, 2018, 46: 156 – 165.
- [7] KNAPP A K, CIAIS P, SMITH M D. Reconciling inconsistencies in precipitation-productivity relationships: implications for climate change[J]. *New Phytologist*, 2017, 214(1): 41 – 47.
- [8] HU L, FAN W, LIU S, et al. Temporal and spatial distribution and variation of GPP in MOHE, China[C]. Fort Worth, TX, USA: IEEE, 2017.
- [9] MCCARTHY J K, DWYER J M, MOKANY K. Direct climate effects are more influential than functional composition in determining future gross primary productivity[J]. *Landscape Ecology*, 2020, 35(4): 969 – 984.
- [10] QIU R, HAN G, MA X, et al. CO₂ concentration, A critical factor influencing the relationship between solar-induced chlorophyll fluorescence and gross primary productivity[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9): 1377.
- [11] WU C, NIU Z, GAO S. Gross primary production estimation from MODIS data with vegetation index and photosynthetically active radiation in maize[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2010, 115: D12.
- [12] SUN Z, WANG X, YAMAMOTO H, et al. The effects of spatiotemporal patterns of atmospheric CO₂ concentration on terrestrial gross primary productivity estimation[J]. *Climatic Change*, 2020, 163(2): 913 – 930.
- [13] HUANG X, XIAO J, WANG X, et al. Improving the global MODIS GPP model by optimizing parameters with FLUXNET data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 300: 108314.
- [14] VERMA M, FRIEDL M A, LAW B E, et al. Improving the performance of remote sensing models for capturing intra-and inter-annual variations in daily GPP: An analysis using global FLUXNET tower data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 214: 416 – 429.
- [15] JOINER J, YOSHIDA Y, ZHANG Y, et al. Estimation of terrestrial global gross primary production (GPP) with satellite data-driven models and eddy covariance flux data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 1346.
- [16] CHEN Y, FENG X, TIAN H, et al. Accelerated increase in vegetation carbon sequestration in China after 2010: A turning point resulting from climate and human interaction[J]. *Global Change Biology*, 2021, 27(22): 5848 – 5864.
- [17] DING Z, ZHENG H, LIU Y, et al. Spatiotemporal patterns of ecosystem restoration activities and their effects on changes in terrestrial gross primary production in Southwest China[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1209.
- [18] REZENDE LUIZ F C, ANDERSON C A, CELSO V R, et al. Impacts of land use change and atmospheric CO₂ on gross primary productivity (GPP), evaporation, and climate in southern Amazon[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2022, 127(8): e2021JD034608.
- [19] MA J, XIAO X, MIAO R, et al. Trends and controls of terrestrial gross primary productivity of China during 2000–2016[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(8): 084032.
- [20] ZHANG Y, ZHANG C, WANG Z, et al. Vegetation dynamics and its driving forces from climate change and human activities in the Three-River Source Region, China from 1982 to 2012[J]. *Science of the Total Environment*, 2016, 563/564: 210 – 220.
- [21] YOU N, MENG J, ZHU L, et al. Isolating the impacts of land use/cover change and climate change on the GPP in the Heihe River Basin of China[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2020, 125(10): e2020JG005734.
- [22] ICHII K, HASHIMOTO H, NEMANI R, et al. Modeling the interannual variability and trends in gross and net primary productivity of tropical forests from 1982 to 1999[J]. *Global and Planetary Change*, 2005, 48(4): 274 – 286.
- [23] ZHANG Y, XIAO X, GUANTER L, et al. Precipitation and carbon-water coupling jointly control the interannual variability of global land gross primary production[J]. *Scientific reports*, 2016, 6: 39748.
- [24] PAU S, DETTO M, KIM Y, et al. Tropical forest temperature thresholds for gross primary productivity[J]. *Ecosphere*, 2018, 9(7): e02311.
- [25] ZENG Z, ESTES L, ZIEGLER A D, et al. Highland cropland expansion and forest loss in Southeast Asia in the twenty-first century[J]. *Nature Geoscience*, 2018, 11(8): 556 – 562.
- [26] QUESADA B, ARNETH A, ROBERTSON E, et al. Potential strong contribution of future anthropogenic land-use and land-cover change to the terrestrial carbon cycle[J]. *Environmental Research Letters*, 2018, 13(6): 064023.
- [27] 覃艳. 自贸港建设背景下海南金融与外贸的关系研究[J]. *中国商论*, 2021(19): 4 – 6.
- [28] 熊坚, 冯婉吉, 朱罗娜. 海南自贸港建设的理论探索与实践创新——基于“双循环”新发展格局视角[J]. *管理现代化*, 2021, 41(5): 61 – 67.

- [29] SULLA-MENASHE D, FRIEDL M A. User guide to collection 6 MODIS land cover (MCD12Q1 and MCD12C1) product[J]. Usgs:Reston, Va, Usa, 2018, 1: 18.
- [30] ZHANG Y, WANG Q, WANG Z, et al. Impact of human activities and climate change on the grassland dynamics under different regime policies in the Mongolian Plateau[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 698: 134304.
- [31] RUNNING S W, ZHAO M. Daily GPP and annual NPP (MOD17A2/A3) products NASA Earth Observing System MODIS land algorithm[J]. MOD17 User's Guide, 2015: 1-28.
- [32] LI Y, ZHANG Y, LV J. Interannual variations in GPP in forest ecosystems in Southwest China and regional differences in the climatic contributions[J]. *Ecological Informatics*, 2022, 69: 101591.
- [33] SUN W, MU X, SONG X, et al. Changes in extreme temperature and precipitation events in the Loess Plateau (China) during 1960–2013 under global warming[J]. *Atmospheric Research*, 2016, 168: 33–48.
- [34] SUN W, SHAO Q, LIU J, et al. Assessing the effects of land use and topography on soil erosion on the Loess Plateau in China[J]. *CATENA*, 2014, 121: 151–163.
- [35] ALDUCHOV O A, ESKRIDGE R E. Improved magnus form approximation of saturation vapor pressure[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1996, 35(4): 601–609.
- [36] LIANG S, ZHAO X, LIU S, et al. A long-term global land surface satellite (GLASS) data-set for environmental studies[J]. *国际数字地球学报 (英文)*, 2013, 6(S1): 5–33.
- [37] DING Z, ZHENG H, LI H, et al. Afforestation-driven increases in terrestrial gross primary productivity are partly offset by urban expansion in Southwest China[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 127: 107641.
- [38] ZHENG J, WU W, YU L, et al. Coconut trees detection on the tenarunga using high-resolution satellite images and deep learning[C]//2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. IEEE, 2021: 6512-6515.
- [39] YI Z F, CANNON C H, CHEN J, et al. Developing indicators of economic value and biodiversity loss for rubber plantations in Xishuangbanna, southwest China: a case study from Menglun township[J]. *Ecological Indicators*, 2014, 36: 788–797.
- [40] 王雪芳. 海南省霸王岭国有林场生态保护对策研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2016
- [41] 胡会峰, 刘国华. 中国天然林保护工程的固碳能力估算[J]. *生态学报*, 2006, 26(1): 291–296.
- [42] 许涵, 李意德, 骆士寿, 等. 达维台风对海南尖峰岭热带山地雨林群落的影响[J]. *植物生态学报*, 2008, 32(6): 1323.
- [43] DELGADO R C, PEREIRA M G, TEODORO P E, et al. Seasonality of gross primary production in the Atlantic Forest of Brazil[J]. *Global Ecology and Conservation*, 2018, 14: e00392.
- [44] CUI W, XIONG Q, ZHENG Y, et al. A study on the vulnerability of the gross primary production of rubber plantations to regional short-term flash drought over Hainan Island[J]. *Forests*, 2022, 13(6): 893.
- [45] NIU Z, YAN H, LIU F. Decreasing cropping intensity dominated the negative trend of cropland productivity in southern China in 2000–2015[J]. *Sustainability*, 2020, 12(23): 10070.
- [46] YAN H, LIU F, QIN Y, et al. Tracking the spatio-temporal change of cropping intensity in China during 2000–2015[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(3): 035008.
- [47] GUO Z, ZHANG Y, DEEGEN P, et al. Economic analyses of rubber and tea plantations and rubber-tea intercropping in Hainan, China[J]. *Agroforestry systems*, 2006, 66(2): 117–127.
- [48] YU B, CHAO X, ZHANG J, et al. Effectiveness of nature reserves for natural forests protection in tropical Hainan: a 20 year analysis[J]. *Chinese Geographical Science*, 2016, 26(2): 208–215.
- [49] OLSSON P O, HELIASZ M, JIN H, et al. Mapping the reduction in gross primary productivity in subarctic birch forests due to insect outbreaks[J]. *Biogeosciences*, 2017, 14(6): 1703–1719.
- [50] ZHAO M, HEINSCH F A, NEMANI R R, et al. Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set[J]. *Remote sensing of Environment*, 2005, 95(2): 164–176.
- [51] SULLA-MENASHE D, GRAY J M, ABERCROMBIE S P, et al. Hierarchical mapping of annual global land cover 2001 to present: The MODIS Collection 6 Land Cover product[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 222: 183–194.
- [52] LI X, LIANG S, YU G, et al. Estimation of gross primary production over the terrestrial ecosystems in China[J]. *Ecological Modelling*, 2013, 261/262: 80–92.
- [53] LI G, ZHANG F, JING Y, et al. Response of evapotranspiration to changes in land use and land cover and climate in China during 2001–2013[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 596/597: 256–265.

Analysis of varying patterns and driving factors of GPP in Hainan Island during the past 20 years

LEI Jizhou¹, CUI Wei², ZHU Jishuai³, ZHANG Runqing¹, ZHAO Junfu⁴,
ZHANG Jie¹, ZHANG Xiang¹, SUN Zhongyi^{1,5}

(1. College of Ecology and Environment, Hainan University, Haikou 570228, China; 2. Development Research Center of State Forestry and Grassland Administration, Beijing 100714, China; 3. Hainan ChangGuang Satellite Information Technology Co., Ltd., Haikou 570311, China; 4. Hainan Ecological Environment Monitoring Center, Haikou 571126, China; 5. Hainan Provincial Key Laboratory of Environmental Processes and Ecological Regulation in Agriculture and Forestry, Haikou 570228, China)

Abstract: In order to explore the relative contribution of meteorological factors and human activities to the variation of gross primary production (GPP) in Hainan Island during the past 20 years, the Theil-Sen and Mann-Kendall methods were first used to obtain spatial and temporal distribution characteristics of GPP. Based on this, land Use and cover change (LUCC) was used as an indicator of human activities, air temperature (T_a), vapor pressure deficit (VPD) and photosynthetically active radiation (RAR) were used as meteorological factors. By using spatial statistics and machine learning techniques, a model attributing the variations in Hainan Island's GPP was constructed to quantify the relative contribution of driving factors. The results showed that during the study period, GPP showed a significant increasing trend, with a rate of change of $0.44 \text{ Tg}\cdot\text{a}^{-1}$ ($P=0.024$) in time. Spatially, 87.8% of the island's area showed a significant increasing trend, while a small portion region around Haikou and Sanya and other part of Hainan Island showed a decline (about 9%). Land use and cover change in Hainan Island had a total transfer of $15\,528.40 \text{ km}^2$, mainly occurring in forested areas, with a net increase of 642.88 km^2 in forests, a transfer area of $4\,759.28 \text{ km}^2$ in grasslands and $4\,051.23 \text{ km}^2$ in croplands. Compared to human activities, the interannual of meteorological factors during the study period were the dominant factor influencing the variation in Hainan Island's GPP. However, the impact of LUCC on cities and counties were more prominent in certain years.

Keywords: gross primary production; land use and cover change; meteorological factors; Hainan Island; attribution analysis

(责任编辑: 潘学峰)