

DOI: 10.13870/j.cnki.stbxb.2026.05.018

CSTR: 32310.14.stbxb.2026.05.018

罗江宁, 杨红飞, 卢仙丽, 等. 长三角地区植被净初级生产力变化及驱动力定量解析[J]. 水土保持学报, 2026, 40(5): 335-350.

Luo Jiangning, Yang Hongfei, Lu Xianli, et al. Quantitative analysis of changes in net primary productivity and their driving forces in Yangtze River Delta[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(5): 335-350.

长三角地区植被净初级生产力变化及驱动力定量解析

罗江宁¹, 杨红飞^{1,2}, 卢仙丽¹, 王岳晴¹, 胡梦婷¹, 于燕¹

(1. 安徽师范大学生态与环境学院, 安徽 芜湖 241002; 2. 安徽师范大学皖江流域退化生态系统的恢复与重建省部共建协同创新中心, 安徽 芜湖 241002)

摘要: [目的] 中国长三角地区作为全球城市化最活跃且经济最具活力的区域之一, 其生态系统健康与植被生产力的动态变化受到广泛关注。[方法] 应用遥感-光能利用率 CASA 模型, 利用 GIS 空间分析技术和数理统计方法, 探究 2001—2024 年长三角地区植被净初级生产力(NPP)的时空格局和动态变化; 采用 Theil-Sen Median 趋势分析、Mann-Kendall 显著性检验和 Hurst 指数系统揭示 NPP 的时空变化特征与未来趋势预判, 在此基础上结合 Thornthwaite Memorial 模型估算潜在 NPP(PNPP), 并结合趋势分析量化气候变化与人类活动的相对贡献; 利用耦合协调度模型探究各地类与 NPP 的响应与耦合协调度, 并结合机器学习与 SHAP 解释等方法评估多种驱动因子与 NPP 间的相互作用。[结果] 1) 长三角地区 NPP 整体呈波动上升趋势, 但空间异质性显著。2) 人类活动主导的 NPP 变化贡献率为 41.96%, 远高于气候变化主导的 16.98%, 在区域生态系统演变中占据主导地位, 二者共同主导的影响占比为 41.06%。3) 耦合协调度模型分析表明, 农田和草地与 NPP 耦合协调度最高。4) 基于 Hurst 指数的 NPP 未来趋势预判揭示, 长三角地区未来 NPP 变化将呈现明显区域分化, 部分区域存在生态退化的风险。5) 机器学习与 SHAP 解释指出归一化植被指数(NDVI)、地形(DEM)和夜间灯光指数(nighttime light index)是影响 NPP 的关键因素。[结论] 研究结果不仅为长三角地区的生态修复与可持续发展提供科学依据, 同时也为全球类似城市化区域的生态系统管理提供重要参考。

关键词: 长江三角洲; NPP; Hurst 指数; 耦合协调度; 机器学习法; SHAP 解释

中图分类号: S718.556; S127

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242(2026)05-0335-16

Quantitative Analysis of Changes in Net Primary Productivity and Their Driving Forces in Yangtze River Delta

Luo Jiangning¹, Yang Hongfei^{1,2}, Lu Xianli¹, Wang Yueqing¹, Hu Mengting¹, Yu Yan¹

(1. School of Ecology and Environment, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui 241002, China;

2. Collaborative Innovation Center of Recovery and Reconstruction of Degraded Ecosystem in Wanjiang Basin

Co-founded by Anhui Province and Ministry of Education, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui 241002, China)

Abstract: [Objective] The Yangtze River Delta in China is recognized as one of the world's most dynamic regions, renowned for its rapid urbanization and economic vitality. The dynamics of ecosystem health and vegetation productivity have attracted widespread attention. [Methods] Using the remote sensing-based light use efficiency CASA model, together with GIS spatial analysis techniques and statistical methods, the spatiotemporal patterns and dynamic changes of vegetation net primary productivity (NPP) in the Yangtze River Delta from 2001 to 2024 were investigated. The Theil-Sen median trend analysis, Mann-Kendall significance test, and Hurst exponent were used to systematically characterize the spatiotemporal variations and predict future trends of NPP. The Thornthwaite Memorial model was adopted to estimate potential NPP (PNPP), and was combined with trend analysis to quantify the relative contributions of climate change and human activities. The coupling

收稿日期: 2026-03-09

修回日期: 2026-04-10

录用日期: 2026-04-17

网络首发日期(www.cnki.net): 2026-09-02

资助项目: 安徽省自然科学基金项目(1908085MC60); 安徽省高校优秀青年人才支持计划项目(gxyq2021164)

第一作者: 罗江宁(2002—), 女, 硕士研究生, 主要从事陆地生态系统碳源汇及驱动效应研究。E-mail: LuoJiangningAHNU@163.com

通信作者: 杨红飞(1981—), 男, 博士, 副教授, 主要从事全球变化与生态系统响应研究。E-mail: hongfeiy@ahnu.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

coordination degree model was employed to explore the response relationship and coupling coordination between different land cover types and NPP. Additionally, machine learning algorithms combined with SHAP interpretation were used to assess the interactions among various driving factors and NPP. **[Results]** 1) NPP showed an overall fluctuating but upward trend, with significant spatial heterogeneity in the Yangtze River Delta. 2) Human activities contributed 41.96% to NPP variations, substantially exceeding the 16.98% contribution of climate change, and played a dominant role in regional ecosystem evolution. Their co-dominated influence accounted for 41.06%. 3) According to the coupling coordination degree analysis, cropland and grassland were the land use types most closely coordinated with NPP. 4) Projections based on the Hurst exponent indicated that future NPP changes in the Yangtze River Delta will exhibit significant regional divergence, with certain areas facing potential risks of ecological degradation. 5) Machine learning and SHAP interpretation identified three key factors influencing NPP: the normalized difference vegetation index (NDVI), digital elevation model (DEM), and nighttime light index. **[Conclusion]** This study provides a scientific basis for sustainable development and ecological restoration in the Yangtze River Delta, and offers important implications for ecosystem management in similar urbanized regions worldwide.

Keywords: Yangtze River Delta; NPP; Hurst exponent; coupling coordination degree; machine learning method; SHAP interpretation

Received: 2026-03-09

Revised: 2026-04-10

Accepted: 2026-04-17

Online(www.cnki.net): 2026-09-02

植被净初级生产力(NPP)是太阳能转化为化学能的过程,是植被单位面积和时间内光合作用的有机质总量减去呼吸消耗后的剩余部分,量化植被光合作用产生的累计碳,是生态系统中物质循环和能量流动的基础,也是一个重要的生态指标,反映陆地生态系统的健康状态^[1]。NPP的动态变化受到自然因素(如降水、温度、地形等)和人为因素(如土地利用变化、生态保护措施、农业活动干预等)的综合驱动^[2-3]。在诸多人为因素中,土地利用格局的变化尤为关键,直接改变生态系统类型、结构和功能,进而对NPP产生深远影响^[4]。不同土地利用类型与NPP之间存在着复杂的耦合协调关系,这种关系反映了土地利用类型与NPP的相互约束和相互依赖程度^[5]。因此,开展NPP动态分析以及不同土地利用类型与NPP耦合协调研究,不仅可以更好地理解生态系统与气候变化、人类活动的关系,还对制定生态保护策略及应对全球变化具有重要意义。

在全球变化背景下,NPP的动态变化不仅反映气候变化对生态系统的响应,也揭示人类活动通过土地利用变化对陆地生态系统NPP的直接干预。气候变化通过气温、降水、太阳辐射等影响植物光合作用、呼吸作用。人类活动通过最直观的土地利用变化对生态系统直接干预^[6],二者对NPP的作用并非独立割裂,反而常呈现协同或拮抗的复杂交互效应,例如,气候暖干化可能抑制植被生长,而人工灌溉、植被修复等人类活动可部分抵消这种负面影响^[7];相反,不合理的土地开发可能会放大气候变化对NPP的破坏作

用^[8],导致精准剥离各自贡献的难度显著提升。因此,当前的关键是如何精准区分气候变化和人类活动对NPP的相对贡献。区分二者的独立作用与协同影响是开展生态系统调控的重要依据,量化人类活动与气候变化对NPP的贡献也已成为全球关注的问题^[9]。

当前,国内外学者围绕NPP开展大量研究,在时空格局分析、驱动机制解析等方面积累丰富成果。在区域NPP时空动态研究中,已有研究^[10-11]借助CASA模型、Theil-Sen median趋势分析等方法,不仅对长三角地区,也对喀斯特地区、西欧等多个区域的NPP长期时间趋势及空间异质性开展较多研究。有学者^[12]已证实NPP变化的核心驱动因子既涵盖自然因素与人为因素,同时也发展贡献度量化方法。基于上述研究基础,本研究在2个方面有所深化:一是方法集成应用,构建“NPP模拟-趋势分析-未来趋势预判-贡献区分-耦合协调评估-驱动因子解析”融合的一体化框架,提高研究结果的系统性;二是区域应用上,聚焦长三角区域发展特征,与区域生态保护与高质量发展协同的现实需求相结合。定量识别人类活动与气候变化对植被净初级生产力的影响差异,明确不同土地利用类型与NPP耦合协调状态及生态退化区域,可直接服务于区域生态修复,为长三角生态绿色发展提供更具针对性的科学依据,也为其他快速城市化地区生态系统研究提供参考。

长江三角洲是中国城市化率最高的地区之一,也是全球公认的世界级城市群之一,快速城市化和经济增长对该地区的环境产生重大影响^[13]。城市化

不仅改变土地利用格局,还通过碳排放量及温室气体排放影响区域气候^[14]。城市扩张导致植被破坏严重,加剧生态脆弱性,减少生物多样性,频繁发生自然灾害,造成严重的生态退化,削弱该地区在气候变化下的自适应能力^[15]。因此,在该地区开展气候变化与人类活动对植被净初级生产力的影响及驱动因素分析研究,对揭示植被恢复状况、指导生态修复工作、优化土地利用规划提供科学指导,也为其他全球快速发展的城市化地区提供了可持续发展的参考。

本研究结合长三角地区生态环境现状、NPP 的生态意义及现有研究进展,聚焦长三角高强度城市化背景下,综合探讨人类活动与气候变化对区域植被净初级生产力的影响,融合 GIS 空间分析、生态模型模拟与机器学习解释等多种技术手段,重点围绕核心问题展开针对性分析,以弥补现有研究在该区域的不足:1)揭示长江三角洲区域 NPP 的时空演变特征,明确其长期时间变化趋势及空间异质性,识别生态退化风险区域;2)厘清气候变化与人类活动对 NPP 的影响,量化二者对 NPP 的贡献程度,并阐明人类活动驱动下的土地利用变化与 NPP 的耦合协调关系;3)基于机器学习算法与 SHAP 解释,识别多种驱动因子影响 NPP 的非线性作用关系。

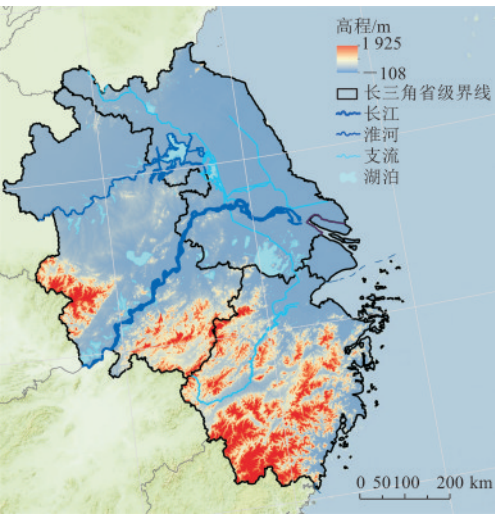
1 材料与方法

1.1 研究区概况

长江三角洲地区(27°12'~35°20'N,114°54'~123°01'E)由上海市、安徽省、江苏省、浙江省 4 个行政单位组成(图 1),位于中国东海岸线,总面积为 35.8 万 km²,约占中国总土地面积的 3.7%,已成为全球经济最活跃的地区之一^[16]。夏季高温多雨,冬季温和少雨,适合植被生长。

该区域具有明显的地势规律性,呈西高东低、南高北低的格局。平均海拔约 130 m,但内部地貌存在

显著差异,海拔从西南向东北下降,造成高程相差巨大,达到近 2 000 m。长江三角洲地区水资源丰沛,众多湖泊和河流,长江从西部流经东部入海口贯穿该区域,是长江注入海水前形成的冲积平原^[17]。城镇化发展迅速,土地利用类型逐渐转型,建设用地逐渐扩展,导致植被生存环境受限从而影响植被净初级生产力。



注:该图基于审图号为 GS(2024)0650 号的标准地图制作,底图无修改。下同。

图 1 长江三角洲概况
Fig.1 Overview of Yangtze River Delta study area

1.2 数据来源与处理

本研究涉及多源数据(表 1),为保证空间一致性,将数据统一重采样至 500 m,统一坐标系为 AEA_WGS_1984 坐标系。重采样均采用最邻近法,仅保留最近邻像元原始数值,不加权、不生成虚构值、不改变数据分布与空间结构,可有效避免其他插值方法带来的人为平滑偏差与数值扭曲,保证输入数据真实可靠。尽管部分低分辨率数据存在固有分辨率限制,但未引入额外插值误差与人为平滑偏差,研究结果稳定可靠。

表 1 数据来源
Table 1 Data sources

变量	产品	空间分辨率	时间分辨率	年份	网址
中国矢量边界					https://www.tianditu.gov.cn/
DEM		30 m	a		SRTM Data-CGIAR-CSI SRTM
逐月平均 NDVI	MOD13A1	500 m	月	2001—2024	https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/
LUCC	MCD12Q1	500 m	a	2001—2024	https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/
逐月平均气温	ERA5	0.1°	h	2001—2024	Climate Data Store
逐月总降水量	ERA5	0.1°	h	2001—2024	Climate Data Store
逐月总太阳辐射	ERA5	0.1°	h	2001—2024	Climate Data Store
人口密度		1 km	a	2001—2024	landscan.ornl.gov/about
夜间灯光指数		1 km	a	2001—2023	https://www.geodata.cn/data/datadetails.html dataguid=54416522887785&docId=12

2 研究方法

2.1 NPP 计算

2.1.1 CASA 模型 Potter 等^[18]于 1993 年创建了 CASA 模型,后经前人大量验证,精确度高,因此被广泛应用于 NPP 估算。CASA 模型中植被净初级生产力主要由植被所吸收的光合有效辐射 (APAR) 与光能转化率 (ϵ) 2 个变量来表示。NPP 计算公式为:

$$\text{NPP}(x, t) = \text{APAR}(x, t) \times \epsilon(x, t) \quad (1)$$

式中: $\text{NPP}(x, t)$ 为空间位置 x 上的植被在 t 时间内的净初级生产力; $\text{APAR}(x, t)$ 为空间位置 x 上的植被在 t 时间内所吸收的光合有效辐射; $\epsilon(x, t)$ 为空间位置 x 上的植被在 t 时间内的光能转换率。

$$\text{APAR}(x, t) = \text{SOL}(x, t) \times \text{FPAR}(x, t) \times 0.5 \quad (2)$$

式中: 常数 0.5 为植被可利用的有效太阳辐射比例; $\text{SOL}(x, t)$ 为总太阳辐射; $\text{FPAR}(x, t)$ 为植被冠层与入射光的有效辐射吸收比, 取决于植被类型和植被状况。

$$\epsilon(x, t) = T_{e1}(x, t) \times T_{e2}(x, t) \times W_{\epsilon}(x, t) \times \epsilon_{\max} \quad (3)$$

式中: $T_{e1}(x, t)$ 为低温和高温对光能利用率的限制效应; $T_{e2}(x, t)$ 为植被暴露在环境温度下的温度限制效应, 可通过 Potter 等^[18]提出的方法进行估算; $W_{\epsilon}(x, t)$ 为水分条件对光能使用的影响; $\epsilon_{\max}$ 为在理想状态下植物转化为 APAR 的效率, 表示光能的最大利用百分比。详细运算过程与长江三角洲本地化率参数参见文献[4, 14]。

2.1.2 Thornthwaite Memorial 模型对气候影响的 PNPP 与人类活动影响的 HNPP 计算 PNPP 是仅由气候条件决定、不受人类活动干扰的理想条件下的 NPP^[19], 实际上是一个气候生产率模型^[20]。计算公式为:

$$\text{PNPP} = 3\,000 \left[1 - e^{-0.000\,969\,5(t-20)} \right] \quad (4)$$

$$v = \frac{1.05N}{\sqrt{1 + (1.05N/L)^2}} \quad (5)$$

$$L = 300 + 25t + 0.05t^3 \quad (6)$$

式中: t 为年平均气温, $^{\circ}\text{C}$; L 为年最大蒸散量, mm ; v 为年平均实际蒸散量, mm 。ANPP 是在气候变化和人类活动的综合影响下计算的^[19]。因此, PNPP 和 ANPP 值之间的差异可以用来表示人类活动对 ANPP 的影响, 即 HNPP。最初由 Haberl 提出的 HANPP 框架^[20], 区分人类活动的双重路径, 包括土地利用变化造成的 NPP 损失和植被收获利用造成的 NPP 变化。本文使用时, 其核心是人类活动的综合影响, 将其全部归因于人类活动影响的简化表征, 简化为 HNPP, 已被广泛应用于大尺度研究^[19]。

$$\text{HNPP} = \text{PNPP} - \text{ANPP} \quad (7)$$

2.2 Theil-Sen median 趋势分析和 Mann-Kendall 显著性检验

Theil-Sen median 趋势分析与 Mann-Kendall 检验相结合用以判断长时间序列数据的趋势^[21]。Theil-Sen median 趋势分析公式为:

$$\beta = \text{Median} \left(\frac{x_j - x_i}{j - i} \right) \quad 1 < i < j < n \quad (8)$$

式中: n 为时间序列跨度; x_i 和 x_j 为时间序列 NPP 数据值。当 $\beta > 0$ 时, NPP 随时间呈增长趋势; 当 $\beta < 0$ 时, NPP 随时间呈衰减趋势。

Mann-Kendall 显著性检验是一种非参数统计检验方法, 与其他参数检验方法相比, 该方法不需要样本遵从一定的分布也不要求趋势是线性的, 同时也不受少数异常值和缺失值的干扰, 更适合顺序变量的检验。在本研究中用于显著性检验, 其统计检验方法为:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \text{sign}(x_j - x_i) \quad (9)$$

式中: S 为检验的统计量; x_j 和 x_i 为 NPP 的时间序列; n 为样本数。

$$\text{sign}(x_j - x_i) = \begin{cases} 1 & x_j - x_i > 0 \\ 0 & x_j - x_i = 0 \\ -1 & x_j - x_i < 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: sign 为符号函数。

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}} & S < 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (12)$$

使用检验统计量 Z 值进行检验, 在正态分布表中查得若 $|Z| \leq Z_{1-\alpha/2}$ 时, 接受原假设, 即趋势不显著; $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$ 时, 则拒绝原假设, 即认为趋势显著, 式中 Var 表示方差。具体趋势分级参考表 2。

表 2 Theil-Sen median 趋势分析和 Mann-Kendall 显著性检验分级

Table 2 Classification of Theil-Sen median trend analysis and Mann-Kendall significance test

β	Z	趋势特征
$\beta > 0$	$2.58 < Z$	极显著增加
	$1.96 < Z \leq 2.58$	显著增加
	$1.65 < Z \leq 1.96$	微显著增加
	$Z \leq 1.65$	不显著增加
$\beta < 0$	$Z \leq -1.65$	不显著减少
	$-1.65 < Z \leq -1.96$	微显著减少
	$-1.96 < Z \leq -2.58$	显著减少
	$-2.58 < Z$	极显著减少

2.3 Hurst 指数及未来变化趋势预判

基于 R/S 方法的 Hurst 指数可以量化时间序列数据的持续性特征。计算公式为:

均值序列:

$$\overline{NPP}_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n NPP_t \quad n = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

累计离差:

$$X(t, n) = \sum_{t=1}^n (NPP_t - \overline{NPP}_n) \quad 1 \leq t \leq n \quad (14)$$

极差序列:

$$R(n) = \max_{1 \leq t \leq n} X(t, n) - \min_{1 \leq t \leq n} X(t, n) \quad n = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

标准差序列:

$$S(n) = \sqrt{\sum_{t=1}^n (NPP_t - \overline{NPP}_n)^2 / n} \quad n = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

式中: NPP_t 为第 t 年的 NPP 值。如果存在 $R(n)/S(n) \propto n^{Hurst}$ 则说明 NPP 时间序列存在 Hurst 现象, Hurst 值可以根据 $\log [R(n)/S(n)] = a + Hurst \times \log n$ 利用最小二乘法拟合得到, a 为常数。参考相关研究^[22], 当 $0 \leq Hurst < 0.35$ 时, 为强反向持续性, 当 $0.35 \leq Hurst < 0.50$ 时, 为弱反向持续性、当 $0.50 < Hurst < 0.65$ 时, 为弱同向持续性, 当 $0.65 \leq$

$Hurst \leq 1$ 时, 为强同向持续性。未来变化趋势, 参考相关研究^[23], 将 Hurst 指数结合 Sen 趋势分析, 将其分为强持续性退化、弱持续性退化、反强持续性改善、反弱持续性改善、反弱持续性退化、反强持续性退化、弱持续性改善、强持续性改善和基本不变。

2.4 人类活动与气候变化的相对贡献计算

本研究通过计算比较 ANPP、PNPP 和 HNPP 的斜率来区分气候变化与人类活动的贡献。

$$Slope = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times X_i - \sum_{i=1}^n i \times \sum_{i=1}^n X_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i \right)^2} \quad (17)$$

式中: i 为年份序列号, 在本研究为 1~24; X_i 为第 i 年的 ANPP 值; n 为总年数, 在本研究为 24; Slope 为 ANPP 逐像元变化斜率。若 Slope 为正值, 表示 ANPP 呈增加趋势; 反之, 若 Slope 为负值, 表明 ANPP 呈减少趋势, 且 Slope 越大或越小, 表明 ANPP 增加或减少的趋势越明显(PNPP 与 HNPP 斜率使用同种计算方法)。

基于 NPP 的斜率组合, 可以定义 NPP 变化的 6 种情景^[24]见表 3。

表 3 定义的 6 种情景与相对贡献
Table 3 Definitions of six scenarios and their relative contributions

NPP 变化情况	情景	相对贡献	
		气候变化/%	人类活动/%
NPP 恢复 ($Slope_A > 0$)	$Slope_P > 0, Slope_H > 0$	100	0
	$Slope_P < 0, Slope_H < 0$	0	100
	$Slope_P > 0, Slope_H < 0$	$\frac{ \Delta NPP_P }{ \Delta NPP_P + \Delta NPP_H } \times 100$	$\frac{ \Delta NPP_H }{ \Delta NPP_P + \Delta NPP_H } \times 100$
NPP 退化 ($Slope_A < 0$)	$Slope_P < 0, Slope_H < 0$	100	0
	$Slope_P > 0, Slope_H > 0$	0	100
	$Slope_P < 0, Slope_H > 0$	$\frac{ \Delta NPP_P }{ \Delta NPP_P + \Delta NPP_H } \times 100$	$\frac{ \Delta NPP_H }{ \Delta NPP_P + \Delta NPP_H } \times 100$

2.5 土地利用与 ANPP 的耦合关系

借鉴物理学中的容量耦合概念及容量耦合系数模型, 推广得到多个系统相互作用耦合度模型^[25]:

$$C_n = \left\{ (U_1 U_2 \cdots U_m) / \left[\prod (U_i + U_j) \right] \right\}^{1/n} \quad (18)$$

不同土地利用与 ANPP 的耦合度函数可表示为:

$$C_{LUCC, i} = 2 \left\{ (U_{LUCC, i} U_{ANPP}) / \left[(U_{LUCC, i} + U_{ANPP})^2 \right] \right\}^{1/2} \quad (19)$$

式中: C 为耦合度, $0 \leq C \leq 1$ 。当 $C=1$ 时, 耦合度最大, 系统之间或系统内部要素之间达到共振耦合, 系统将趋向新的有序结构; 当 $C=0$ 时, 耦合度极小, 系

统之间或系统内部要素之间处于无关状态, 系统将向无序发展; 当 $0 < C \leq 0.3$ 时, 系统之间或系统内部要素之间处于较低水平的耦合阶段; 当 $0.3 < C \leq 0.5$ 时, 系统之间或系统内部要素之间处于拮抗阶段, 被定义为中度耦合阶段; 当 $0.5 < C \leq 0.8$ 时, 系统之间或系统内部要素之间处于磨合阶段, 被定义为高度耦合阶段; 当 $0.8 < C \leq 1.0$ 时, 系统之间或系统内部要素之间处于高水平的耦合阶段, 定义为极度耦合阶段, 耦合度只关乎耦合关系, 不关乎耦合效益。

$U_{LUCC, i}$ 与 U_{ANPP} 为功效系数。当 $U_{LUCC, i}$ 、 U_{ANPP} 为效益型序参量(数值越大越好的指标, 在本文中为 ANPP)时:

$$U_{ANPP} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (20)$$

当 $U_{LUCC,i}$ 、 U_{ANPP} 为成本型序参量(数值越小越好的指标,在本文中为各地类面积)时:

$$U_{LUCC,i} = 1 - \frac{X_{\max} - X_i}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (21)$$

在耦合协调模型中由于 U 值必须保持同向,即越大越好或者越小越好,本文将 $U_{LUCC,i}$ 进行反向,但耦合协调度结果并不受影响:

$$U_{LUCC,i} = \frac{X_{\max} - X_i}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (22)$$

式中: $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 为系统的上、下限值。其中, $0 \leq U_{LUCC,i} \leq 1$; $0 \leq U_{ANPP} \leq 1$ 。

$$T_{LUCC,i} = \alpha U_{LUCC,i} + \beta U_{ANPP}$$

T 为各土地利用与 NPP 的综合协调指数即协调度,它反映土地利用与 ANPP 的整体协同效应。 α 、 β 为系数,本文中 LUCC 与 ANPP 同等重要,取值都为 0.5。

$$D_{LUCC,i} = \sqrt{C_{LUCC,i} T_{LUCC,i}} \quad (23)$$

式中: D 为耦合协调度; C 为耦合度; 当 $0 < D \leq 0.3$ 时,为低度耦合协调; 当 $0.3 < D \leq 0.5$ 时,为中度耦合协调; 当 $0.5 < D \leq 0.8$ 时,为高度耦合协调; $0.8 < D \leq 1.0$,为极度耦合协调。

2.6 机器学习法与 SHAP 解释

机器学习模型的估测精度和预测能力可以通过决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、相对均方根误差(RRMSE)和平均绝对误差(MAE)反映。 R^2 表示模型对数据的拟合优度,越接近 1,预测模型精度越高。RMSE、RRMSE 和 MAE 可以衡量模型预测值和实际值之间的误差,值越小,模型能力越好^[26]。

$$\text{决定系数: } R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (24)$$

$$\text{均方根误差: } RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (25)$$

$$\text{相对均方根误差: } RRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}} \quad (26)$$

$$\text{平均绝对误差: } MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (27)$$

式中: y_i 为第 i 个样地 NPP_{max} 观测值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个样地 NPP_{max} 预测值; $\bar{y}$ 为所有样地 NPP 观测值的平均值; n 为样地数。

SHAP 是基于博弈论中的 Shapley 值的模型解释方法,通过公平分配各驱动因子对模型预测结果的贡献度,为 NPP 的研究提供定量化的归因分析工具^[27]。

$$y_i = y_{\text{base}} + f(x_{i,1}) + f(x_{i,2}) + \dots + f(x_{i,j}) + \dots + f(x_{i,k}) \quad (28)$$

式中: y_i 为第 i 个样地的 NPP_{max} 预测值; y_{base} 为所有样

地的 NPP_{max} 预测平均值; x_i 为第 i 个样地的 NPP 最大值的观测值; $f(x_{i,j})$ 为 x_i 样地第 j 个特征的 SHAP 值; k 为输入特征的数量。

3 结果与分析

3.1 2001—2024 年植被净初级生产力变化与分布

长江三角洲地区 NPP 平均值呈波动上升趋势,空间异质性显著(图 2)。依据 NPP 数值划分为 5 个等级: 极低 [$< 80 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$]、低 [$80 \sim 160 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$]、中 [$160 \sim 240 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$]、高 [$240 \sim 320 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$] 和极高 [$> 320 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$] (以 C 计)。NPP 极高值区占比由 3.77% 上升至 31.93%,波动性较大,2020 年达峰值 45.95%,主要集中在南部,以林地、草地为主,良好的植被条件使得该区域光合作用强度大并固定大量的有机碳; NPP 高值区面积占比最大,为 42.53%~70.53%,主要集中于北部,以农田、农田与自然植被镶嵌体为主; 中低值 NPP $< 240 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 占比从 47.23% 降至 11.52%; 低值与极低值区占比最小,为 3.04%~6.45%,主要分布在区域东部、水域周围及北部零星区域,大多为城镇与建成区。周围植被覆盖率低,植被光合作用弱,导致 NPP 处于低值。2001—2024 年, NPP 在空间分布上,南部极高值区保持较为稳定,北部地区高值与极高值交替波动,中部地区中值、高值和极高值交替波动。

由图 3a 的 MK 与 Sen 检验结果, NPP 变化呈明显的地域分异规律。极显著增加区域占比为 36.29%,大片分布于安徽省西北部与中部、江苏省北部与东北部边缘和上海市中部; 显著增加区域则多分布在极显著增加区域的周边,形成空间关联与过渡; 微显著增加和不显著增加区域总占比为 33.71%,大片集中分布在安徽省南部、江苏省东部及中北部,浙江省大片密集分布,反映 NPP 增加趋势的空间梯度变化。NPP 减少的区域占比均较小,极显著减少占比为 1.71%,零星聚集在江苏省中部、安徽省中部与东南部,零星集中分布在整个长三角区域,仅少数区域相对集中。微显著减少区域占比为 0.89%,显著减少区域占比为 1.05%,不显著减少区域占比为 13.22%,连片集中于浙江省,表明 NPP 在空间上的一致性较弱,受局部因素的影响明显。

3.2 未来植被净初级生产力变化与分布

长江三角洲 Hurst 指数为 0.086~0.991,其平均值为 0.479,整体呈现弱反向持续性。58.80% 区域 Hurst 指数 < 0.5 , 41.20% 区域 Hurst 指数 > 0.5 (表 4)。反向持续性主要呈连片聚集分布,集中于浙江省中部及南部,且在安徽省、江苏省及上海市也有大片分布,但聚集性和分布面积不及浙江省,其中,强反向持续性多集中于浙江省南部,强持续性集中于浙江省北部与安徽省接壤处(图 3b)。

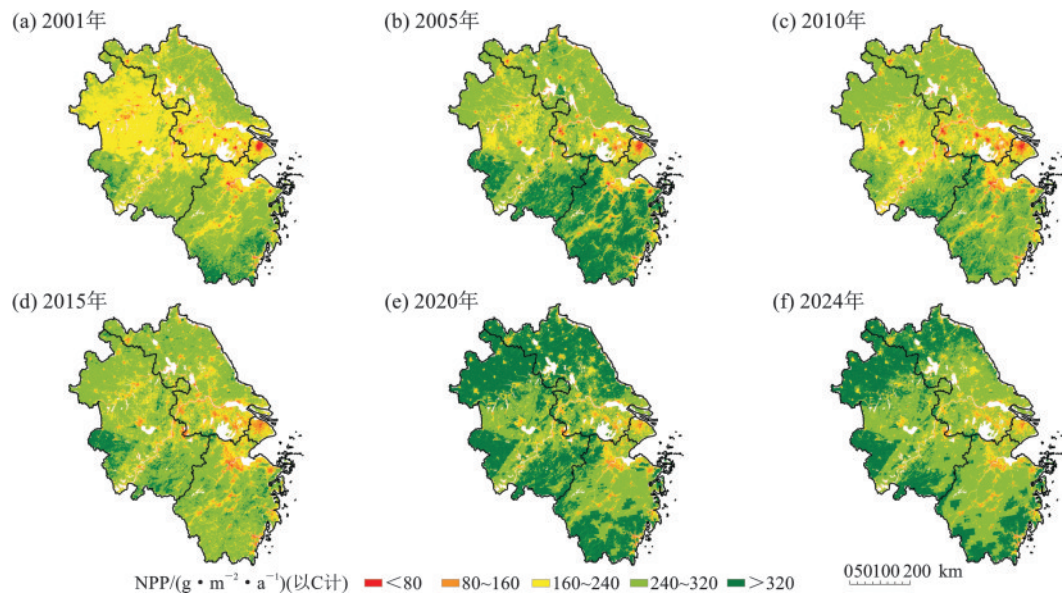


图 2 2001—2024 年 NPP 分级空间分布特征
Fig. 2 Spatial distribution characteristics of NPP classes (2001—2024)

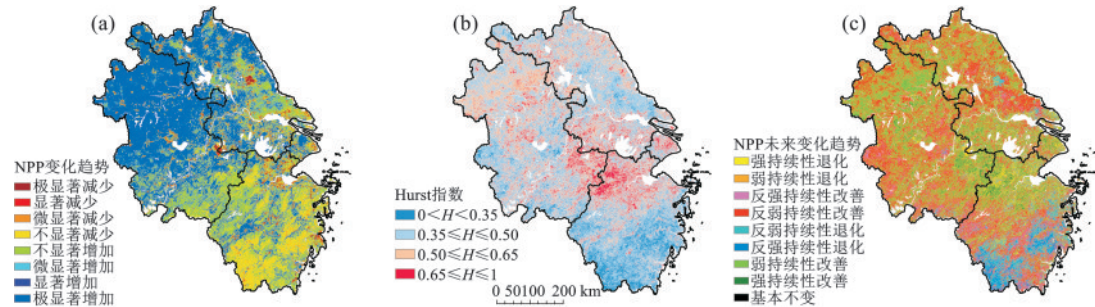


图 3 2001—2024 年 NPP 变化类型、Hurst 指数及未来变化趋势
Fig.3 Types of NPP changes, Hurst exponent of NPP, and future trends of NPP (2001—2024)

表 4 长江三角洲陆地生态系统 NPP 的 Hurst 指数与比例
Table 4 Hurst exponent and proportion of NPP in terrestrial ecosystems of Yangtze River Delta

类型	Hurst	比例/%
强反向持续性	$0 \leq \text{Hurst} < 0.35$	10.76
弱反向持续性	$0.35 \leq \text{Hurst} < 0.5$	48.04
弱持续性	$0.5 < \text{Hurst} < 0.65$	35.50
强持续性	$0.65 \leq \text{Hurst} \leq 1$	5.70

为更精准把握长江三角洲 NPP 的未来变化趋势的持续性,将 Sen 趋势与长江三角洲 NPP 的 Hurst 指数相结合进行分析。结果显示(表 5、图 3c),长江三角洲未来良性发展方向占 45.27%。具体而言,发展状态持续改善的区域占总体的 34.80%,其中弱持续性改善 30.67%连片分布在浙江省、安徽省、江苏省中北部及上海市,强持续性改善 4.13%,穿插分布在弱持续性改善内部。尽管过去呈现退化趋势,但未来具有改善趋势的反弱持续性退化和反强持续性退化,小范围密集分布在浙江省西南部与中东部,以及江苏省中部;非良性发展方向占比 54.71%:持续处于退化状态占比为 6.39%,少数零星密集分布在整个长江三角洲

区域内,但尤其突出的是上海市东部、安徽省西部与江苏省接壤部分及浙江省北部,其中弱持续性退化占 4.82%,强持续性退化占 1.57%。尽管过去呈现改善趋势,但未来可能出现退化的区域占比 48.32%,其中反弱持续性改善占 40.87%,集中分布在安徽省西部与东部、江苏省东部、浙江省西部中部与南部、反强持续性改善占 7.45%多穿插在反弱持续性改善内部。

表 5 长江三角洲陆地生态系统 NPP 变化的未来趋势与比例
Table 5 Future trends and proportion of NPP changes in terrestrial ecosystem of Yangtze River Delta

发展方向	未来变化趋势	比例/%
持续退化	强持续性退化	1.57
	弱持续性退化	4.82
过去改善但未来是退化趋势	反强持续性改善	7.45
	反弱持续性改善	40.87
过去退化但未来是改善趋势	反弱持续性退化	7.16
	反强持续性退化	3.31
持续改善	弱持续性改善	30.67
	强持续性改善	4.13
基本不变	基本不变	0.02

3.3 人类活动与气候变化影响植被净初级生产力的变化分布及相对贡献

2001—2024 年,长江三角洲 ANPP 总体趋势变化不显著,其变化斜率平均值为 1.61,但空间分化明显。安徽省西北部大范围增长,浙江省的东南部和西南部大范围减少,但变化不明显。江苏省北部和中部小面积聚集减少,南部减少区域零星分散但范围广泛,上海市东部下降显著(图 4a)。PNPP 平均值为 405.259~799.331 g/(m²·a),低值区域主要分布于浙江省南部、安徽省西部及浙江省与安徽省交界处(图

4f)。45.69% 的区域呈现增长趋势,呈“三面两线”空间特征,即 PNPP 增长区域密集集中在区域北部与小部分南部,中部地区尤其是浙江省境内大片区域呈下降趋势(图 4b)。HNPP 平均值为 55.499~733.936 g/(m²·a),具有明显的空间异质性,低值区位于浙江省南部,安徽省西部和安徽省与浙江省交界处,与 PNPP 平均值的低值部分分布空间类似,但范围更广(图 4e)。上升区主要集中于浙江省南部、安徽省西部和北部及江苏省北部,下降区主要集中于浙江省北部、安徽省中部与东部、江苏省西南部和上海市(图 4c)。

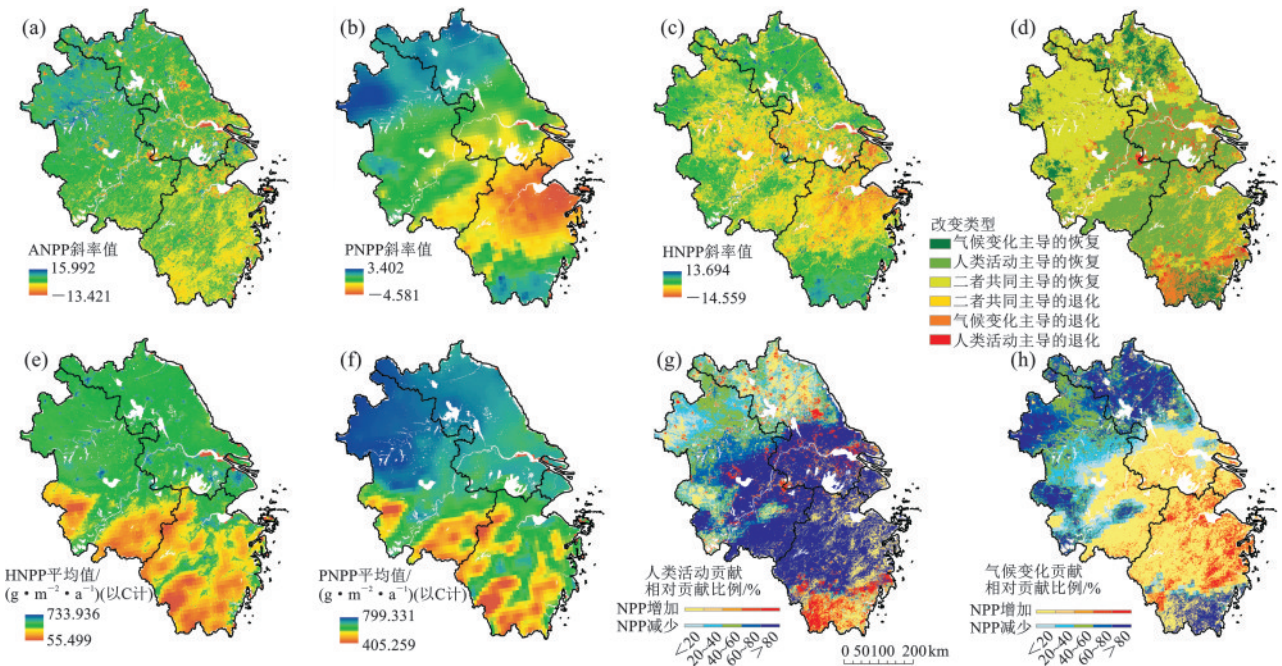


图 4 2001—2024 年 ANPP 空间分布
Fig.4 Spatial distribution of ANPP 2001—2024

根据图 4d 和表 6 的数据,气候主导的 NPP 改善区域占比 10.69%,小范围集中分布在北部、南部及西部;人类活动主导的 NPP 改善区域占比最高达到 36.08%,大面积连片分布在中部区域;气候与人类活动共同主导的 NPP 改善区域占比 37.83%,占比较高且分布广泛,涉及北部、中西部及少量南部区域;气候主导的 NPP 退化区域占比 6.29%,占比较小,主要少量密集分布于浙江省东部和西南部及上海市东部;人类活动主导的 NPP 退化区域占比 5.88%,占比不大,零星聚集在江苏省中部、北部与东南部及安徽省中北部,还密集集中于浙江省南部;气候和人类活动共同主导的 NPP 退化区域占比 3.23%,仅在少数区域存在,这些区域集中于浙江省中东部与西南部,小部分零星聚集于安徽省东部及上海市西部、江苏省南部。综上所述,仅受气候影响主导 NPP 变化区域面积占长三角 16.98%,仅受人类活动影响主导 NPP 变化区域面积占长三角 41.96%,二者共同主导

NPP 变化占比 41.06%,长江三角洲区域内 NPP 变化的主导因素已经逐步转向人类活动。

表 6 ANPP 6 种变化情景比例	
Table 6 Proportions of six ANPP change scenarios	
类型	比例/%
气候变化主导的恢复	10.69
人类活动主导的恢复	36.08
气候变化和人类活动共同主导的恢复	37.83
气候变化主导的退化	6.29
人类活动主导的退化	5.88
气候变化和人类活动共同主导的退化	3.23

具体而言,根据表 3 定义的 6 种情况并结合图 4g 与表 7,人类活动对 ANPP 相对贡献比例>80% 占比最大,为 48.50%,分布在研究区中部缓慢过渡至南部,北部有少量零星聚集。其中人类活动造成 NPP 增加的占比为 41.78%,人类活动导致 NPP 减少的占比为 6.72%;其次是人类活动相对贡献比例<20%,

占比为 23.01%，主要集中分布在江苏省北部、安徽省西部与北部，在浙江省南部及中东部也有较为集中的分布，其中人类活动造成 NPP 减少为 17.42%，人类活动造成 NPP 增加为 5.59%。结合图 4h 和表 8，气候变化的相对贡献 <20% 占比最大，达 48.50%，主要集中于中部并缓慢过渡至南部，少量散落聚集在区域北部，其中气候变化导致 NPP 减少的占比为 42.80%，气候变化导致 NPP 增加的占比为 5.70%；其次是气候变化的相对贡献，>80% 占比达 23.02%，其中气候变化造成 NPP 增加的比例为 16.29%，主要分布在浙江省南部、安徽省北部、东部和少量中部，气候变化造成 NPP 减少的比例为 6.73%，小范围集中在浙江省东部。

表 7 人类活动对 ANPP 变化及相对贡献比例

Table 7 Effects of human activities on ANPP changes and their relative contribution proportions

NPP 变化	贡献/%	比例/%
退化	>80	6.72
	60~80	0.79
	40~60	0.63
	20~40	0.53
	<20	17.42
恢复	<20	5.59
	20~40	9.02
	40~60	9.99
	60~80	7.52
	>80	41.78

表 8 气候变化对 ANPP 变化及相对贡献比例

Table 8 Effects of climate change on ANPP changes and their relative contribution proportions

NPP 变化	贡献/%	比例/%
退化	>80	6.73
	60~80	0.53
	40~60	0.63
	20~40	0.79
	<20	42.80
恢复	<20	5.70
	20~40	7.52
	40~60	9.99
	60~80	9.02
	>80	16.29

3.4 土地利用变化与植被净初级生产力的响应及耦合效应

由表 9 可知，2001—2024 年长江三角洲呈现显著的 NPP 改善趋势，各地类单位面积 NPP 数值均有增加，其中，裸地增幅为 46.80 g/(m²·a)(以 C 计)，但变化百分比达到最高值 123.94%；农田的单位面积变化最为显著，达到 78.56 g/(m²·a)(以 C 计)，变化百分比为 33.80%。除裸地外，其他地类总 NPP 均呈增加趋势，农田的变化最突出，增加 3.57×10⁷ g/a(以 C 计)，林地以 1.64×10⁷ g/a(以 C 计)居第 2；城镇与建成区的总百分比变化高达 107.99%，远超其他类型；草地的总 NPP 变化为 7.39×10⁵ g/a(以 C 计)，但总百分比变化仅微增 0.69%。裸地是唯一总 NPP 变化减少的土地利用类型，减少 4.42×10³ g/a(以 C 计)，总变化比例也减少 14.62%。

表 9 2001—2024 年长江三角洲不同土地利用类型 NPP 平均值及变化率

Table 9 Mean NPP and change rates of different land use types in Yangtze River Delta (2001—2024)

土地利用类型	单位平均 NPP/ (g·m ⁻² ·a ⁻¹)		总 NPP/ (g·a ⁻¹)		单位变化/ (g·m ⁻² · a ⁻¹)	单位变化 比例/%	总变化/ (g·a ⁻¹)	总变化 比例/%
	2001 年	2024 年	2001 年	2024 年				
林地	295.70	321.52	4.36×10 ⁷	6.00×10 ⁷	25.82	8.73	1.64×10 ⁷	37.64
草地	256.74	293.15	1.07×10 ⁸	1.08×10 ⁸	36.42	14.18	7.39×10 ⁵	0.69
湿地	148.17	210.18	2.54×10 ⁶	4.33×10 ⁶	62.01	41.85	1.79×10 ⁶	70.42
农田	232.43	310.99	1.29×10 ⁸	1.65×10 ⁸	78.56	33.80	3.57×10 ⁷	27.59
城镇与建成区	163.77	204.53	1.22×10 ⁷	2.53×10 ⁷	40.76	24.89	1.32×10 ⁷	107.99
农田与自然植被镶嵌体	230.84	301.74	1.98×10 ⁷	2.19×10 ⁷	70.90	30.71	2.17×10 ⁶	11.01
裸地	37.76	84.57	3.02×10 ⁵	2.58×10 ⁴	46.80	123.94	-4.42×10 ³	-14.62

C 值(耦合度)反映土地利用类型与 NPP 之间的相互作用强度，值越大表示耦合程度越高；T 值(协调度)反映系统之间协调发展水平，值越高表示系统越协调；D 值(耦合协调度)综合衡量耦合与协调状态，值越高表示系统越健康、可持续发展能力越强。由表 10 和图 5 可知，2001—2024 年长三角地区土地

利用类型呈现显著动态变化，各类用地的面积演变与 NPP 的耦合协调关系形成鲜明的呼应与互动特征。林地面积呈持续稳定的增长趋势，从 2001 年的 38 015.75 km²稳步增长至 2024 年的 48 210.50 km²。林地的 C 值(耦合度)持续上升，D 值(耦合协调度)总体呈上升趋势；而草地面积则整体呈减少趋势，

从 2001 年的 108 000.25 km²逐步下降至 2024 年的 95 555.25 km²。其耦合关系呈现出高耦合但协调度下滑的特点,C 值始终处于极高水平,但 2015 年后 T 值(协调度)和 D 值均出现下降;湿地面积呈波动变化的趋势,2001 年为 4 921.50 km²,2020 年达到 6 145.25 km²的峰值后,2024 年降至 5 984.00 km²,湿地的 C、T、D 值长期处于较低水平,在 2015 年后 T 值和 D 值略有上升;农田面积总体呈先减后略升的趋势,2001—2020 年逐渐减少,2020—2024 年小幅回升至 136 349.25 km²,其与 NPP 的耦合协调关系最为紧密,C 值始终保持最高水平,T 值和 D 值在 2020 年达到峰值,与农田面积后期的回升趋势相呼应;城镇与建成区面积持续显著增长,从 2001 年的

19 497.25 km²大幅增加到 2024 年的 32 726.25 km²,是城镇化快速推进的直接体现,其耦合协调特征呈逐步改善但整体偏低趋势,C 值缓慢上升,T 值和 D 值整体上升;农田与自然植被镶嵌体面积整体减少,从 2001 年的 21 581.25 km²降至 2024 年的 18 327.50 km²,体现出土地利用向更单一化类型转变的趋势,这种转变也导致其耦合协调关系的不稳定,C 值波动下降,表明该类用地与 NPP 的相互作用强度波动减弱,T 值和 D 值虽略有上升但趋于平稳;裸地面积总体变化不大,2001 年为 319.00 km²,2024 年降至 212.50 km²,其耦合协调特征表现为极低水平的微弱改善,即所有 C、T、D 值均长期处于最低区间,表明裸地与 NPP 几乎无有效耦合协调关系,仅 T 值略有上升。

表 10 2001—2024 年土地利用面积分布
Table 10 Land use area distribution (2001—2024)

土地利用类型	2001 年	2005 年	2010 年	2015 年	2020 年	2024 年
林地	38 015.75	39 531.75	41 814.50	42 279.25	44 397.50	48 210.50
草地	108 000.25	106 927.00	108 801.50	107 662.25	100 560.25	95 555.25
湿地	4 921.50	4 062.25	4 242.50	5 174.25	6 145.25	5 984.00
农田	142 945.75	140 392.50	138 806.50	135 756.25	134 494.25	136 349.25
城镇与建成区	19 497.25	22 201.75	25 043.75	27 187.50	31 974.50	32 726.25
农田与自然植被镶嵌体	21 581.25	21 786.75	16 299.75	16 966.25	19 507.25	18 327.50
裸地	319.00	308.50	236.25	195.50	327.25	212.50

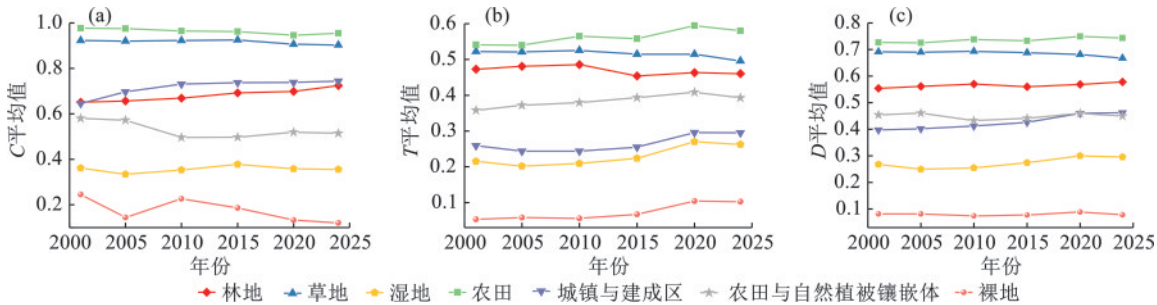


图 5 不同土地利用类型耦合度、协调度、耦合协调度

Fig.5 Coupling degree, coordination degree, and coupling coordination degree between different land use types

从土地利用转移的整体特征(图 6)来看,各类用地的相互转化进一步加剧耦合协调关系的复杂性:林地凭借转入面积的持续增加,为其与 NPP 耦合度的稳步提升提供支撑,城镇与建成区同样依托转入面积的扩张,推动自身与 NPP 的耦合作用强度逐步增强;而草地因转出面积相对突出,其与 NPP 的协调水平可能受到削弱,农田与自然植被镶嵌体的转出,也在一定程度上影响该类用地与 NPP 耦合协调关系的稳定性,不同用地类型的面积动态变化与耦合协调度的演变相互交织,共同塑造长三角地区土地利用与 NPP 相关联的整体格局。

3.5 植被净初级生产力驱动因素分析

本文抽取 2001 年数据进行初筛,采用 1 km×1 km、2 km×2 km、3 km×3 km、5 km×5 km 的网格生成采样点数据,基于 LightGBM、Random Forest、

XGBoost、Gradient Boosting、Artificial Neural Network 等 5 种机器学习算法进行对比分析,结果显示,在相同机器学习模型下 1 km×1 km 网格数据表现最佳。后续选择 2001 年、2010 年、2015 年、2020 年、2024 年 5 期数据代表研究时段,选取 1 km×1 km 渔网,对 5 种机器学习模型进行对比分析(表 11),在 5 种模型中 Random Forest 表现最佳,其 R² 与 RMSE 分别为 0.869、21.551,拟合能力最强,预测误差最小。因此,本研究选择表现最佳的 Random Forest 模型进行 NPP 的影响因素分析。本文按照 8:2 随机划分为训练集(80%)与测试集(20%),基于训练集完成参数调优获取最优参数模型,并采用三折交叉验证法对模型的泛化能力进行评估。结果显示,测试集 R²=0.865 1, RMSE=18.800 5,交叉验证标准差仅为 0.020 6,表明模型稳定性高,泛化能力强。

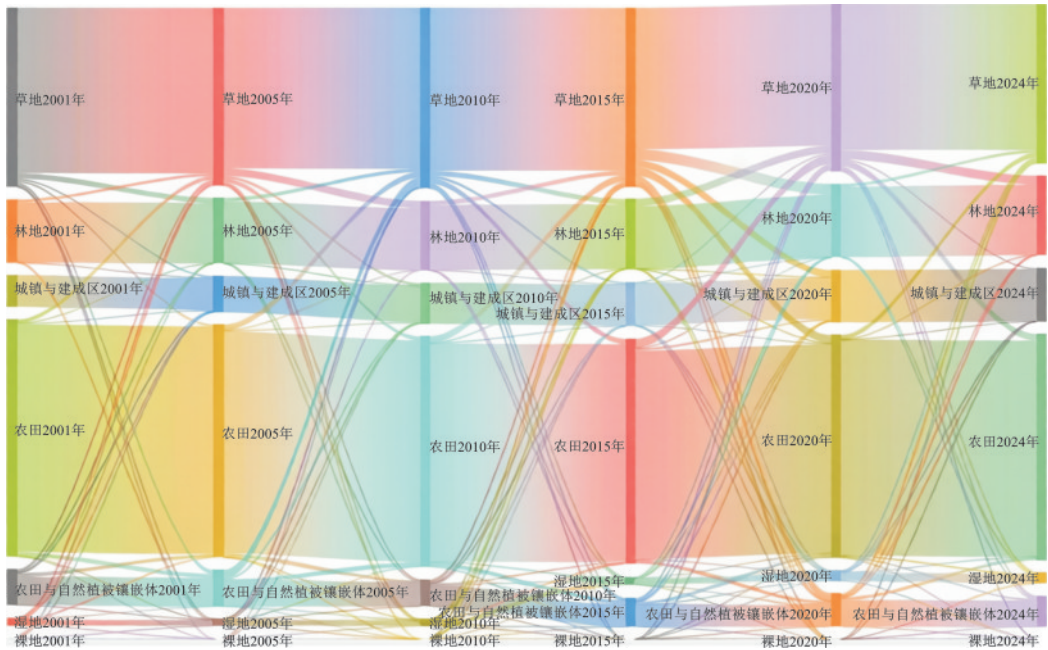


图 6 2001—2024 年土地利用转移桑基图
Fig.6 Sankey diagram of land use transfer (2001—2024)

表 11 不同模型模拟结果

Table 11 Simulation results of different models		
模型	R^2	RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$)
LightGBM	0.851	23.001
Random Forest	0.869	21.551
XGBoost	0.858	22.419
Gradient Boosting	0.833	24.325
Artificial Neural Network	0.855	22.697

本研究基于 SHAP 解释框架,系统评估长江三角洲地区 7 个关键驱动因子对 NPP 预测和解释的效果。本研究所选因子涵盖人类活动、气候条件、自然地表特征三大维度,分别为归一化植被指数(NDVI)、降水(Pre)、温度(Tem)、太阳辐射(Sun)、高程(DEM)、夜间灯光指数(Light)和人口密度(POP)。结合图 7(全局贡献比例、平均影响幅度、特征作用方向)与图 8(单因子 SHAP 依赖),揭示各因子对 NPP 的非线性影响。结果表明,各因子对 NPP 的贡献程度差异显著(图 7b),NDVI 以 53.85% 的绝对优势占据主导地位,是长江三角洲 NPP 空间分异的首要控制因子;DEM 的 13.29% 与夜间灯光指数(Light)11.86%,构成影响第 2 梯队;气候因子(Sun、Tem、Pre)与人口密度(POP)的贡献较低,其中 Pre(3.91%)与 POP(3.28%)影响最弱。从平均影响强度[平均绝对 SHAP 值, $\text{g}/(\text{m}^2\cdot\text{a})$](图 7c)来看,贡献排序为 NDVI(33.25)>DEM(8.20)>Light(7.33)>Sun(5.10)>Tem(3.43)>Pre(2.40)>POP(2.02),NDVI 的平均影响幅度约为第 2 名的 4 倍,再次验证其主导性。

各因子与 NPP 存在复杂的非线性及阈值关系,SHAP 正值为正向影响,负值为负向影响(图 7a),具体结合特征图 8 分析。1)NDVI 影响幅度最大($-150\sim70$): $0\leq\text{NDVI}\leq0.5$ 时以负贡献为主,抑制 NPP; $0.5\leq\text{NDVI}\leq1.0$ 时,以正贡献为主,且 $\text{NDVI}>0.6$ 后平均 SHAP 值增速放缓并稳定在 $50\sim80$,表明茂密植被的正向作用已经趋于饱和(图 8a)。2)DEM: $\text{DEM}<110\text{ m}$ 时整体为负贡献, $>110\text{ m}$ 时转为正贡献; $110\leq\text{DEM}\leq300\text{ m}$ 时 SHAP 值快速增长, $>300\text{ m}$ 后增速放缓(图 8b)。3)夜间灯光指数(Light):平均 SHAP 值均为负值,且 $\text{Light}>20$ 时全部为负值,呈稳定负向影响(图 8c)。4)太阳辐射(Sun):对长三角 NPP 的影响呈“窄阈值-正向饱和”特征。高太阳辐射值(红色)通常集中在 $\text{SHAP}>0$ 的区域即当太阳辐射 >430 时,说明高太阳辐射对 NPP 具有正向影响(图 8d)。5)温度(Tem):高温抑制 SHAP 值,且抑制作用随温度升高减弱; $14.0\sim15.8\text{ }^\circ\text{C}$ 时,气温升高对 NPP 的正向影响递减; $>17.5\text{ }^\circ\text{C}$ 时 SHAP 值多为正,正向影响增强; $15\sim16\text{ }^\circ\text{C}$ 时 SHAP 值下降,整体呈“U”字形分布(图 8e)。6)降水(Pre):高降水(红色区域)对应 $\text{SHAP}>0$ (正向贡献),低降水(蓝色区域)对应 $\text{SHAP}<0$ (抑制作用)。具体来看, $0\sim50$ 时 $\text{SHAP}<0$ 且随降水增加而上升,水分胁迫效应显著。 $50\sim150$ 时 SHAP 值上升缓慢。 $150\sim200$ 时快速上升,斜率最大,接近最优区间。 >200 时 SHAP 值趋平或略降,接近峰值,降水达到饱和或过剩(图 8f)。7)人口密度(POP):高密度区域 SHAP 值均落在负区间,人口密度增长对 NPP 持续产生负向影响(图 8g)。

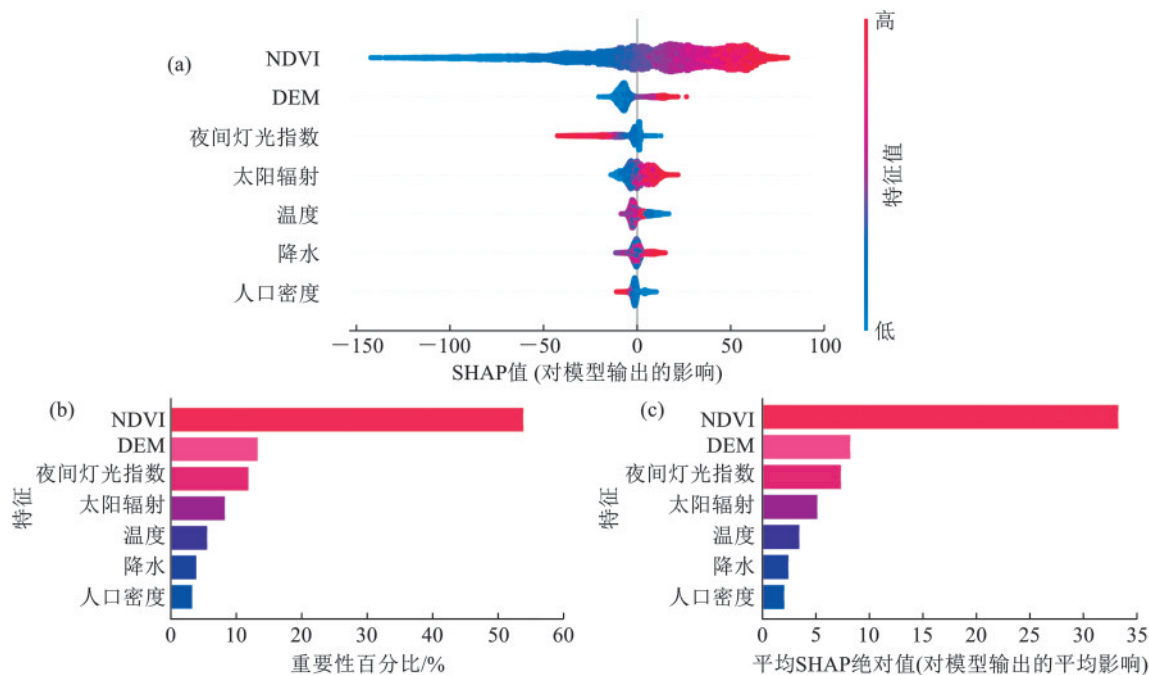


图7 SHAP摘要图、重要性百分比图及平均绝对值图

Fig.7 SHAP summary plot, SHAP importance percentage plot, and mean absolute SHAP value plot

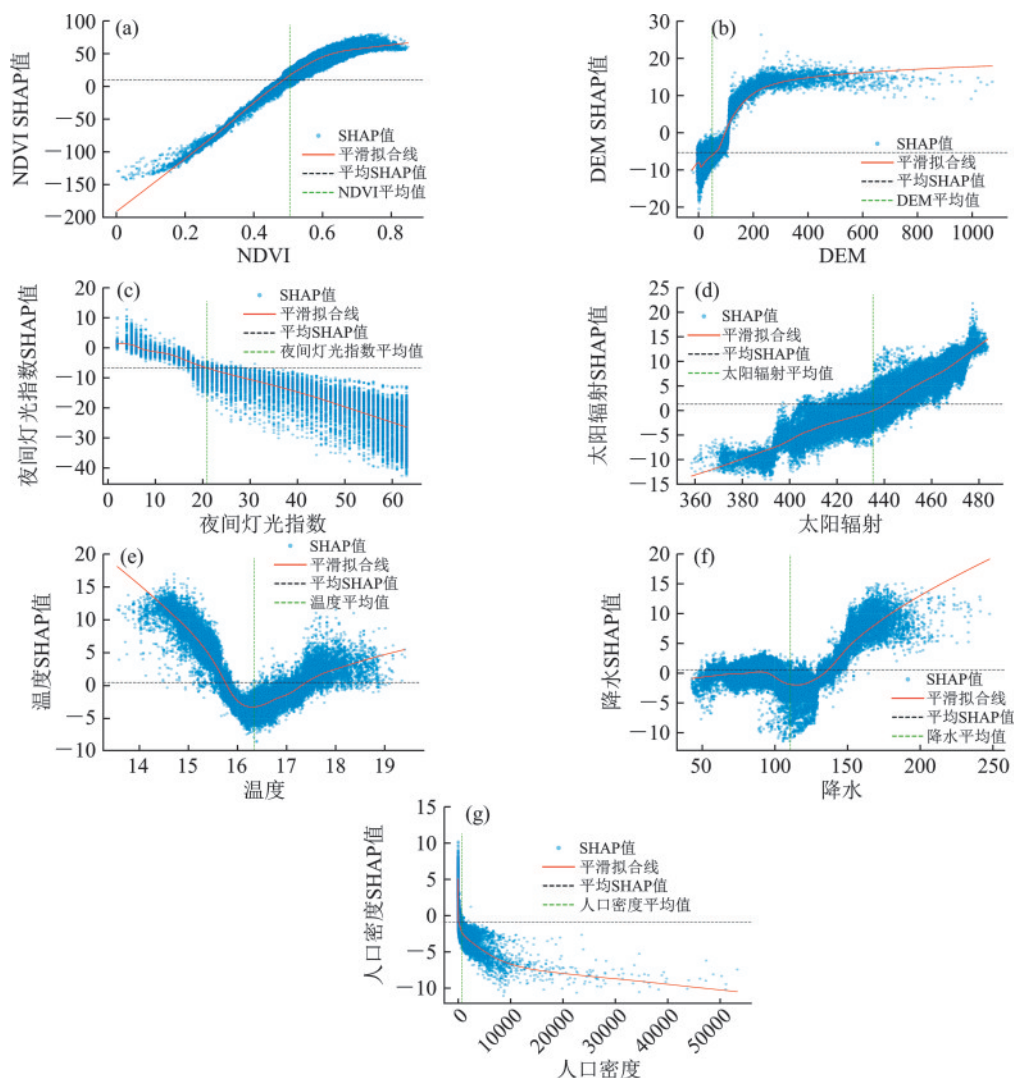


图8 各驱动因子SHAP依赖图

Fig.8 SHAP dependence plots of driving factors

4 讨论

4.1 人类活动主导的NPP变化解析:城市扩展与生态恢复协同

本研究发现,人类活动主导的长三角地区NPP变化面积占比达41.96%,远超气候因素主导的比例,与其他快速城市化区域的人类活动及城市化影响NPP的研究^[28]结果一致,揭示人类活动(尤其是城市扩展、生态工程)与气候变化二者共同作用于植被生产力的复杂机制。

具体而言,城市绿带建设与屋顶绿化显著提升城市用地的NPP水平。例如,宁波市不同绿带建设模式的NPP增益存在显著差异^[29]。据此推测长三角地区城市绿化工程的推进可能是上海市东部、江苏省南部、安徽省东南部城镇建成区NPP持续改善的重要原因。此结论与《长三角美丽中国先行区建设行动方案》中“区域绿色低碳发展深入推进,生态环境质量持续改善”相契合。因此建议在该区域推进城市绿地标准化建设,以实现生态效益的最大化。其次,精准施肥、轮作优化等农业管理措施在农田NPP提升中发挥关键作用^[30]。可能是江苏省少量北部区域、安徽省北部等粮食主产区NPP维持增长的重要支撑。退耕还林与生态修复工程对黄土高原的NPP产生积极的影响^[31]。此机制可能同样适用于浙江省北部区域与安徽省南部区域,成为其NPP持续改善的重要原因。浙江省西南部与东部大片区域呈现的过去退化但是未来改善趋势,可能是由于草地转为林地区域增多,以及对该区域林地保护措施增强,与方案中“强化区域生态空间协同保护,落实长三角国土空间规划,加快建设皖西大别山区、皖南-浙西山区等陆域生态屏障”相呼应。

然而,人类活动的正面效应并非均质分布,持续退化区域占比6.39%,需要警惕该区域的退化风险。对于区域人类活动对NPP改善贡献率>80%的城市,应持续推进城市绿化、生态修复工程,巩固现有成果,防止建设成果回退。

4.2 气候变化对NPP的调节作用:协同与拮抗并存

人类活动主导NPP变化,同时气候变化通过改变温度、降水和太阳辐射等影响NPP。本研究发现,气候因素主导NPP变化占区域面积的16.98%,气候变化主导的NPP改善面积为10.69%,主要集中在区域北部与南部及东部的部分区域,这些区域气候条件相对温和,降水充沛,有利于植被生长,在该区域充分利用气候适宜条件,结合精准施肥,发展气候智慧农业等,提升区域NPP增长。然而,气候变化也在

部分区域表现出对NPP的抑制作用,尤其是在浙江东部和西部及上海东部,气候主导的NPP退化占比达6.29%,可能与近年来极端高温、干旱事件频发有关^[32],特别是在城市热岛效应叠加的情况下,植被生长受到抑制^[33]。在此区域,针对极端高温与干旱,选取耐热耐旱植被品种,提升城市绿地气候韧性。增加城市蓝绿空间,优化建筑布局,降低热岛效应对植被的威胁,建立气候预警系统。本研究基于Thornthwaite Memorial模型计算PNPP发现,中部地区PNPP呈下降趋势,而HNPP呈上升趋势,说明人类活动在一定程度上抵消气候变化的负面影响,体现出人类活动与气候变化之间的拮抗作用。

4.3 土地利用变化与NPP的响应与耦合协调:生态系统的可持续性评估

本研究引入耦合协调度模型,旨在系统评估不同土地利用类型与NPP之间的耦合关系和协调状态。林地与NPP相互作用不断增强,林地生态系统整体趋于优化且稳定性较强,表明在人类管理下林地与NPP之间形成良性互动,成为区域生态系统安全重要支撑。草地的T值与D值在2015年后出现下降,尽管草地面积缩减幅度相对平缓,但其生态系统内部可能存在结构性问题。草地的耦合协调度下降可能与管理缺失、过度放牧或城市边缘区被侵占等因素有关^[34]。提示其生态系统协调性减弱,存在退化风险,需要加强保护与恢复,防止退化。湿地的C、T、D值均长期处于较低水平,表明其与NPP的耦合协调关系本就较弱,仅在2015年后T值和D值略有上升。可能人类活动(如排水、沟渠和过度放牧)改变水文条件,导致湿地破碎化和斑块出现,并加剧湿地退化,进而导致湿地生态系统服务功能下降和湿地NPP下降^[35]。推测虽与湿地保护政策的实施相关,但整体仍未形成良性耦合。农业管理措施的优化不仅支撑面积的稳定,更促进农田与NPP的良性互动,耦合协调度的提升体现农田生态系统协调性的增强。农田系统是人为干预较强的地类,其生态状态与人类活动密切相关,需要警惕过度施肥、土地退化等潜在风险。虽然城镇与建成区的耦合协调度在缓慢上升,但总体耦合协调度仍然较低,因此需要加强绿色基础建设。农田与自然植被镶嵌在一起,需要加强边界管理和生态恢复。裸地虽面积不断减小,但并未根本改变其与NPP的弱关联,成为生态修复的重点对象。因此,尽管整体NPP呈上升趋势,但部分生态系统类型的可持续性仍面临挑战。未来应加强湿地保护与草地恢复,优化土地利用结构,提升生态系统整体韧性。

4.4 驱动因子的非线性识别:机器学习与 SHAP 解释的优势

本研究基于 Random Forest 模型与 SHAP 解释框架,识别 NDVI、DEM 与夜间灯光指数(Light)为 NPP 的主导驱动因子,贡献率分别为 53.85%、13.29% 与 11.86%。其中,NDVI 对 NPP 的影响呈显著非线性特征:在 $NDVI \leq 0.50$ 时,NPP 受抑制;在 $NDVI > 0.6$ 时,NPP 增长趋于饱和。这一阈值效应为生态恢复与植被管理提供明确的目标区间。夜间灯光指数作为人类活动的指标之一,其对 NPP 的负向影响在 $Light > 20$ 时显著增强,提示高强度城市化对植被生产力的抑制作用具有明确阈值。机器学习在非线性和模型拟合、模型多样性以及集合和复杂算法的准确性等方面具有优势,尽管复杂的算法能够显著提升模型预测或拟合结果,但也使得解释输入特征对目标变量预测的贡献变得困难^[36]。SHAP 通过量化特征对单个预测和整体模型的贡献,提供局部和全局的可解释性,使其特别适理解复杂关系^[37]。

4.5 研究不足

不可否认的是,Thornthwaite Memorial 模型把“水热”当作植被生产力的唯一指标,本质是用气候简化版本来估计 PNPP,却把太阳辐射、水汽压差等能量与水分限制因子排除在外,由此带来的系统偏差在后续环节可能会被逐级放大,可能导致 PNPP 不精准,其优势在于计算简便,在大尺度区域中被广泛使用。虽然基于 Hurst 指数揭示 NPP 的持续性趋势,并结合 Sen 趋势分析对未来 NPP 变化趋势进行预判,但 Hurst 本质上是一种基于时间序列的持续性概率统计方法,仅能从统计层面反映趋势延续的可能性,并非未来必然发生的确定性结果,未融入经济优先、耕地保护、自然发展等不同情景,难以评估“双碳”目标或国土空间规划下的 NPP 响应。尽管 Random Forest 与 SHAP 框架已经有效地量化了各驱动因子的相对重要性,但其本质仍然是一种“黑箱”算法,无法揭示变量间的因果链或潜在干预机制。例如,SHAP 值仅能反映 NDVI 与 NPP 之间的统计关联强度,却无法回答“若通过政策手段将 NDVI 提升 0.1,NPP 将增加多少”这一因果问题。在使用机器学习法时,使用的渔网为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的插值数据,这会丢失微小的细节。本研究的气温、降水、太阳辐射分辨率为 0.1° ,虽然适用于区域尺度 NPP 的分析,但会丢失小的数据波动,这是潜在的不确定性来源。在研究 NPP 大尺度格局驱动因素机制时,并非追求像素级精准,而是要在可接受误差范围

内捕捉主导因子的空间分异与演化方向。随着数据分辨率不断提高,也需要持续改进。

5 结论

1) 2001—2024 年长三角 NPP 平均值呈波动上升趋势,空间异质性显著。极显著增加区占 36.29%,集中于安徽省西北部与中部、江苏省北部与东北部、上海市中部;极显著减少区占 1.71%,小范围零星聚集在江苏省中部、安徽省中部与东南部以及零星集中分布在长三角区域。NPP 等级转换明显, $< 320\text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ (以 C 计)的中低值区面积比例由 47.23% 降至 11.52%, $> 320\text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ (以 C 计)的极高值区面积比例由 3.77% 升至 31.93%,峰值出现在 2020 年的 45.95%。

2) Hurst 指数平均值为 0.479,41.20% 的区域呈同向持续性。未来良性发展区面积占 45.27%,其中持续改善 34.80%(弱持续性 30.67%,强持续性 4.13%);非良性发展区面积占 54.71%,过去改善但未来可能退化的高风险区面积占 48.32%,以反弱持续性改善为主(40.87%)。

3) 相对贡献表明,人类活动主导是长三角 NPP 变化的主要驱动力,贡献率达 41.96%,显著高于气候变化的 16.98%。其中,人类活动主导改善区面积占 36.08%,集中在中部地区;气候主导改善区面积仅占 10.69%,小范围集中分布在北部、南部及东部的部分区域;气候-人类协同退化区面积最小为 3.23%,仅零星分布在小范围。

4) 2001—2024 年所有地类的平均 NPP 均提升。其中,农田单位面积 NPP 增幅最大,为 $78.56\text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$,变化比例为 33.80%。城镇 NPP 总量增长 107.99%,表明城市绿地面积大规模扩张与绿化水平全面提升。耦合协调度显示,农田和草地与 NPP 耦合协调度最高;并且农田的 T 值与 D 值在 2020 年达到峰值,与面积的增长形成良性互动;草地的 T 值与 D 值在 2015 年后出现下降趋势;林地 C 值持续上升, D 值总体呈上升趋势,意味着林地生态系统区域优化且稳定。

5) Random Forest 模型 $R^2 = 0.869$, $RMSE = 21.551$ 。SHAP 显示 NDVI 贡献 53.85%,阈值 0.5 以下负效应饱和,0.6 以上正效应饱和;DEM 贡献 13.29%,110~300 m 为正效应跃升带,夜间灯光贡献 11.86%, > 20 即产生持续负效应。气候因子中太阳辐射(5.10%)与降水(3.91%)具有复杂的非线性关系,太阳辐射呈窄阈值正向饱和,人口密度的增长对 NPP 的影响持续负向。

参考文献:

- [1] Potter C, Klooster S, Genovese V. Net primary production of terrestrial ecosystems from 2000 to 2009 [J]. *Climatic Change*, 2012, 115(2): 365-378.
- [2] Wu Yangyang, Yang Jinli, Li Siliang, et al. The impact of climate change and human activities on the spatial and temporal variations of vegetation NPP in the hilly-plain region of Shandong Province, China [J]. *Forests*, 2024, 15(6): e898.
- [3] 万义荣, 黄丹, 汤林玲, 等. 新疆植被净初级生产力时空变化及其对气候变化和人类活动的响应 [J]. *环境科学*, 2026, 47(8): 5076-5085.
- Wan Yirong, Huang Dan, Tang Linling, et al. Spatiotemporal dynamics of vegetation net primary productivity and its response to climate change and human activities on the Xinjiang [J]. *Environmental Science*, 2026, 47(8): 5076-5085.
- [4] Yang Hongfei, Zhong Xuanning, Deng Siqi, et al. Assessment of the impact of LUCC on NPP and its influencing factors in the Yangtze River basin, China [J]. *Catena*, 2021, 206: e105542.
- [5] Xia Tanlong, Han Liusheng, Ren Chen, et al. Assessing the impacts of urbanization and climate change on NPP under different habitat quality conditions over the last two decades in the Tibetan Plateau, China [J]. *Land*, 2024, 13(12): e2139.
- [6] Chen Yuhan, Wang Jia, Xiong Nina, et al. Impacts of land use changes on net primary productivity in urban agglomerations under multi-scenarios simulation [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(7): e1755.
- [7] Liu Yangyang, Ren Hanyu, Zheng Cheng, et al. Untangling the effects of management measures, climate and land use cover change on grassland dynamics in the Qinghai-Tibet Plateau, China [J]. *Land Degradation and Development*, 2021, 32(17): 4974-4987.
- [8] Liu Xiaoping, Pei Fengsong, Wen Youyue, et al. Global urban expansion offsets climate-driven increases in terrestrial net primary productivity [J]. *Nature Communications*, 2019, 10: e5558.
- [9] Xu C, Liu M, An S, et al. Assessing the impact of urbanization on regional net primary productivity in Jiangyin County, China [J]. *Journal of Environmental Management*, 2007, 85(3): 597-606.
- [10] Ma Bingxin, Jing Juanli, Liu Bing, et al. Spatiotemporal variation of net primary productivity influenced by climatic variables in the karst area of China [J]. *Geocarto International*, 2023, 38(1): 1-20.
- [11] Potter C, Pass S. Changes in the net primary production of ecosystems across western Europe from 2015 to 2022 in response to historic drought events [J]. *Carbon Balance and Management*, 2024, 19(1): e32.
- [12] Liu Yifeng, Xu Mei, Guo Bing, et al. Changes in the vegetation NPP of China's mainland under the combined actions of climatic-socioeconomic factors [J]. *Forests*, 2023, 14(12): e2341.
- [13] Zhang Yuzhou, Zhao Wanmei, Yang Jianxin. Spatiotemporal dynamics of vegetation net primary productivity (NPP) and multiscale responses of driving factors in the Yangtze River Delta urban agglomeration [J]. *Sustainability*, 2025, 17(13): e6119.
- [14] Wang Tinghui, Gao Mengfan, Fu Qi, et al. Spatiotemporal dynamics and influencing factors of vegetation net primary productivity in the Yangtze River Delta region, China [J]. *Land*, 2024, 13(4): e440.
- [15] Mendoza-Ponce A, Corona-Núñez R, Kraxner F, et al. Identifying effects of land use cover changes and climate change on terrestrial ecosystems and carbon stocks in Mexico [J]. *Global Environmental Change*, 2018, 53: 12-23.
- [16] 方贺, 樊高峰, 王阔, 等. 2000—2022年长江三角洲地区植被净初级生产力时空演化特征及驱动因素 [J]. *环境科学*, 2025, 46(9): 5788-5799.
- Fang He, Fan Gaofeng, Wang Kuo, et al. Spatiotemporal variation characteristics and driving factors of vegetation NPP in the Yangtze River Delta from 2000 to 2022 [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(9): 5788-5799.
- [17] Jiang Meichen, Wang Xin, Liu Pengcheng, et al. Human activities challenge carbon storage in the Yangtze River Delta, China [J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 395: e127752.
- [18] Potter C S, Randerson J T, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: A process model based on global satellite and surface data [J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 1993, 7(4): 811-841.
- [19] Yin Le, Dai Erfu, Zheng Du, et al. What drives the vegetation dynamics in the Hengduan Mountain region, southwest China: Climate change or human activity? [J]. *Ecological Indicators*, 2020, 112: e106013.
- [20] Haberl H. Human appropriation of net primary production as an environmental indicator: Implications for sustainable development [J]. *Ambio*, 1997, 26(3): 143-146.
- [21] 钱方艳, 兰安军, 范泽孟, 等. 贵州省2000—2020年NPP时空变化特征及影响因素 [J]. *水土保持研究*, 2023, 30(5): 408-416.
- Qian Fangyan, Lan Anjun, Fan Zemeng, et al. Spatiotemporal variation characteristics and influencing factors of NPP in Guizhou Province from 2000 to 2020 [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2023, 30(5): 408-416.
- [22] Yi Mingxuan, Zhang Dongming, An Zhiyuan, et al. Analysis of spatiotemporal variation and driving forces

- of vegetation net primary productivity in the North China Plain over the past two decades[J]. *Agronomy*, 2025, 15(4):e975.
- [23] 刘智源, 李继红. 2000—2020年黑龙江省植被时空变化对气候因子响应[J]. *森林工程*, 2024, 40(1):85-97.
Liu Zhiyuan, Li Jihong. Responses of temporal and spatial changes of vegetation to climate factors in Heilongjiang Province from 2000 to 2020[J]. *Forest Engineering*, 2024, 40(1):85-97.
- [24] Wu Nitu, Liu Aijun, Ye Ruhan, et al. Quantitative analysis of relative impacts of climate change and human activities on Xilingol grassland in recent 40 years[J]. *Global Ecology and Conservation*, 2021, 32:e01884.
- [25] Wang Zhenbo, Liang Longwu, Sun Zhan, et al. Spatiotemporal differentiation and the factors influencing urbanization and ecological environment synergistic effects within the Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration[J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, 243:227-239.
- [26] 高子滢, 王海燕, 何潇, 等. 基于机器学习算法的吉林省长白落叶松林最大净初级生产力影响因素分析[J]. *生态学报*, 2025, 45(10):4927-4939.
Gao Ziying, Wang Haiyan, He Xiao, et al. Analysis of influencing factors of the maximum of NPP (NPPmax) of *Larix olgensis* plantations in Jilin Province based on machine learning algorithm[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2025, 45(10):4927-4939.
- [27] 陈柄桦, 李状, 栗丰, 等. 基于XGBoost+SHAP揭示四川生态脆弱性的驱动力因子及其生态保护评估[J]. *地质通报*, 2026, 45(1):105-120.
Chen Binghua, Li Zhuang, Su Feng, et al. Based on XGBoost+SHAP: Revealing the driving factors of ecological vulnerability in Sichuan Province and its ecological protection assessment[J]. *Geological Bulletin of China*, 2026, 45(1):105-120.
- [28] Wu Yanyan, Wu Zhifeng, Liu Xingnan. Dynamic changes of net primary productivity and associated urban growth driving forces in Guangzhou City, China[J]. *Environmental Management*, 2020, 65(6):758-773.
- [29] Guo Peipei, Guo Kejian, Ren Yuan, et al. Biogenic volatile organic compound emissions in relation to plant carbon fixation in a subtropical urban-rural complex[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2013, 119:74-84.
- [30] Xue Yunyin, Zhou Juanjuan, Ran Linling, et al. Conservation tillage as an economic and ecological farming option for summer maize in the oasis region of Northwest China[J]. *Plant and Soil*, 2024, 501(1):361-375.
- [31] 尼格娜热·阿曼太, 孟媛媛, 唐志尧. 人工林种植和生长对黄土高原生态系统固碳和水文调节功能的影响: 基于遥感时序分析证据[J]. *生态学报*, 2024, 44(16):7322-7333.
Amantai Nigenare, Meng Yuanyuan, Tang Zhiyao. Impacts of plantation and its growth on carbon sequestration and hydrological regulation functions on the Loess Plateau based on remote sensing time series analysis[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2024, 44(16):7322-7333.
- [32] He Tao, Dai Xiaoi, Li Wenyu, et al. Response of net primary productivity of vegetation to drought: A case study of Qinba Mountainous area, China (2001—2018)[J]. *Ecological Indicators*, 2023, 149:e110148.
- [33] Zhao Yulong, Chen Hao, Ge Wenyan, et al. Examining the direct and indirect impacts of urbanization on vegetation net primary productivity across Chinese cities[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2025, 374:e110815.
- [34] Zhu Shihua, Chen Xi, Zhang Chi, et al. Carbon variation of dry grasslands in Central Asia in response to climate controls and grazing appropriation[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(21):32205-32219.
- [35] Yan Wenchao, Wang Yuanyun, Chaudhary P, et al. Effects of climate change and human activities on net primary production of wetlands on the Zoige Plateau from 1990 to 2015[J]. *Global Ecology and Conservation*, 2022, 35:e02052.
- [36] Yi Zhaoqiang, Wu Lihua. Identification of factors influencing net primary productivity of terrestrial ecosystems based on interpretable machine learning: Evidence from the county-level administrative districts in China[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 326:e116798.
- [37] 彭伟杰, 张立峰, 王文辉. 2001—2022年祁连山区NEP时空演化及多因子驱动机制[J/OL]. *环境科学*, 1-22[2026-05-26]. <https://doi.org/10.13227/j.hjlx.202510115>.
Peng Weijie, Zhang Lifeng, Wang Wenhui. Spatiotemporal evolution and multi-factor driving mechanisms of net ecosystem productivity in the Qilian Mountains from 2001 to 2022[J/OL]. *Environmental Science*, 1-22[2026-05-26]. <https://doi.org/10.13227/j.hjlx.202510115>.