

基于遥感数据的长江流域城市圈生态系统服务和影响因子动态评价

杜霖, 彭渤, 董麟, 高伟

中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 湖北武汉 430074

摘要: 在气候变化和城市扩张的背景下, 对生态系统服务的时空演变和影响因子进行深入探究具有重大意义。由于 InVEST 模型生境质量模块的关键参数在不同地区具有较强主观性且无法动态变化, 难以反映真实生态过程的时空异质性, 本研究以长江流域五大城市圈为研究对象, 利用遥感生态指数的生态学意义和频率分布, 对 InVEST 模型生境质量参数进行动态优化, 计算长江流域城市圈 2000-2020 年的土壤保持、水源涵养以及生境质量, 并通过随机森林和 SHAP 算法对二十年来的生态系统服务影响因子进行分析。研究表明: (1) 长江流域城市圈生态系统服务呈现显著的上下游梯度特征, 上游生态维持较好, 中游波动显著且对人类活动敏感性更强, 下游体现明显的生态脆弱性。(2) 水文气候与植被覆盖度是三类生态系统服务提升的核心基础, 在水源涵养、土壤保持和生境质量中都起到正面作用; 污染物与人类活动是主要呈现负向作用, 尤其在中下游严重导致生态退化。(3) 生态系统服务时空演变由各因子耦合关系共同决定, 气候单独影响微弱, 但城市扩张带来的污染、土地利用强度和人类干扰直接影响水热条件和植被分布, 多因子交互影响生态系统服务功能。综上, 城市化背景下, 长江流域上游城市圈生态较稳定, 由自然过程主导, 中下游城市圈受人类活动耦合影响严重, 整体流域生态差异格局由生态过程和人类干扰共同塑造。

关键词: 生态系统服务; 遥感动态监测; 长江流域城市圈; 可解释性模型

中图分类号: P236; X321; X87

收稿日期: 2025-12-09

Dynamic Assessment of Ecosystem Services and Influencing Factors in Urban Agglomerations of the Yangtze River Basin Based on Remote Sensing Data

Du Lin, Peng Bo, Dong Lin, Gao Wei

School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

Abstract: In the context of climate change and urban expansion, it is of great significance to conduct in-depth research on the spatiotemporal evolution and influencing factors of ecosystem services. Since the key parameters of the InVEST model are highly subjective and cannot be dynamically changed across different regions, making it difficult to reflect the spatiotemporal heterogeneity of real ecological processes. This study takes five major urban clusters in the Yangtze River Basin as the research object, utilizing the ecological significance and frequency distribution of remote sensing ecological indices, the habitat quality parameters of the InVEST model are dynamically optimized. Soil conservation, water conservation, and habitat quality in the Yangtze River Basin urban clusters from 2000 to 2020 are calculated, and the ecosystem service impact factors over the past two

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42101395)

第一作者: 杜霖, 男, 副教授, 从事生态遥感研究. E-mail: dulin@cug.edu.cn,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4789-6073>

通讯作者: 高伟, 男, 副教授, 长期从事生态资源综合调查与演化监测方面工作. E-mail: Gaowei@cug.edu.cn

decades are analyzed using random forest and SHAP algorithms. The results show that: (1) The ecosystem services of the urban clusters in the Yangtze River Basin show significant upstream and downstream gradient characteristics. The upstream has better ecological maintenance, the midstream fluctuates significantly and is more sensitive to human activities, and the downstream shows obvious ecological vulnerability. (2) Hydrology, climate and vegetation cover are the core foundation for the improvement of the three types of ecosystem services, playing a positive role in water conservation, soil conservation and habitat quality; pollutants and human activities are the main negative driving factors, especially in the middle and lower reaches, which seriously lead to ecological degradation. (3) The spatiotemporal evolution of ecosystem services is jointly determined by the coupling relationships of various factors. Climate alone has a weak impact, but pollution, land use intensity, and human disturbance brought about by urban expansion directly affect hydrothermal conditions and vegetation distribution. Studies have found that, under the background of urbanization, the urban clusters in the upper reaches of the Yangtze River Basin are ecologically stable and dominated by natural processes, while the urban clusters in the middle and lower reaches are severely affected by human activities. The overall ecological difference pattern of the basin is jointly shaped by ecological processes and human disturbance.

Keywords: Ecosystem Services; Remote sensing dynamic monitoring; Yangtze River Basin urban clusters; Interpretable model

0 引言

长江自古以来就是华夏文明发展的核心地区，其丰富的自然生态资源为城市的发展提供了良好条件与巨大潜力(宋建波和武春友, 2010)。随着城市化的加速，长江流域的重点城市依托良好的自然条件和经济基础形成城市圈。然而，城市圈生成伴随的城市空间扩大以牺牲自然环境资源为代价，对生态系统造成了严重影响(王家庭等, 2019)。在此背景下，对长江流域城市圈的生态系统服务进行动态评价，有助于监测长江流域生态情况、评估生态退化原因和探索生态修复方法，为推动长江流域城市圈可持续发展和生态文明建设提供科学治理建议。

早期研究中，依赖野外调查和生态监测站点的生态系统服务评估方法虽然能够提供精确数据，但受到空间覆盖范围、人力物力成本和时空离散性等限制，难以实现大范围实时动态监测 (Kempton, 1979)。2006年，美国自然资本项目组发布基于土地利用类型评估生态系统服务功能的 InVEST (Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs) 模型，包含生境质量、碳储存、产水量等模块(Moreira et al., 2018)。InVEST 模型发布后便在流域研究中被广泛应用，在流域尺度上，土壤保持、水源涵养和生境质量等生态系统服务对城市扩张具有较高的空间敏感性，城市建设活动易通过改变地表覆盖和生境结构，进而引发水土流失加剧、水源供给能力下降及生物多样性退化等生态风险。包玉斌等(2016)通过 InVEST 模型计算黄土高原水源涵养量，指出人为干预在抑制水土流失方面具有积极作用。胡丰等(2022)使用 InVEST 模型对渭河流域生境质量进行评估，揭示了城区和丘陵地区在生境质量变化上的空间差异。类似地，InVEST 模型被用于金沙江、白龙江、闽江和滦河等重点流域的生态系统服务评估(巩杰等, 2018;刘灿均等, 2023;刘娇等, 2021)。在 InVEST 模型被广泛使用的背景下，也有学者提出其缺点和局限性。于德永(2025)认为其对生态系统生物物理过程的刻画过于粗略；邵姗姗等(2025)指出大多数 InVEST 模型实验采用前人文献的固定参数值，忽略时空变化。这种主观性强且缺乏动态更新的参数设置方法，给流域生态系统服务的评估造成了较大的不确定性。另一方面，流域生态系统结构复杂，演变机制由多因子耦合形成，难以直观揭示多因子的综合影响。

遥感技术覆盖范围广、时空分辨率稳定、信息量丰富，能够对地表生态状况进行高效、准确的评估(Lu et al., 2024;Wu et al., 2024)。徐涵秋(2013)基于遥感卫星数据通过主成分

分析整合绿度、湿度、干度和热度四个生态分量得到遥感生态指数 (Remote Sensing-based Ecological Index, RSEI)。RSEI 在流域的表现证明了其稳健性和灵敏度,能够对生态健康情况进行客观科学的评估。同时,机器学习结合 SHAP (Shapley Additive Explanations) 框架为解析环境因子与生态系统服务功能之间的复杂非线性关系提供了良好方法(Lü et al., 2025)。陈艳君等(2025)基于随机森林和 SHAP 算法,揭示了自然要素和社会经济要素对生态敏感性的影响。刘瑞雪等(2024)使用 XGBoost-SHAP 框架揭示人类足迹和气温对水库消落带植被多样性的主导影响。Huang et al.(2025)发现成都的生态功能主要受自然因素驱动, XGBoost-SHAP 框架的解释性较高。Ming et al.(2024)基于遥感数据结合 SHAP 模型动态监测赣州稀土矿区植被情况,发现土地变化、人类活动和气候的复杂耦合机制。以上研究表明,遥感数据结合机器学习和 SHAP 算法,能够对复杂的生态因子交互作用进行精确解算。

为对长江流域城市圈生态系统服务时空演变及驱动因素进行精确动态评价,本文使用 RSEI 对 InVEST 模型生境质量模块参数进行更新优化,计算 2000-2020 年间长江流域城市圈三大生态系统服务,并通过随机森林和 SHAP 算法揭示生态系统服务变化的影响机制。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域

长江流域的五大城市圈位于长江各水系的重要地区。上游的成都都市圈有岷江(长江流域面积最大的支流)穿城而过,重庆都市圈中嘉陵江与长江干流交汇;中游的武汉城市圈为汉江与长江干流交汇处,长株潭都市圈地处湘江流域;下游的南京都市圈由长江干流穿城而过,靠近长江入海口。

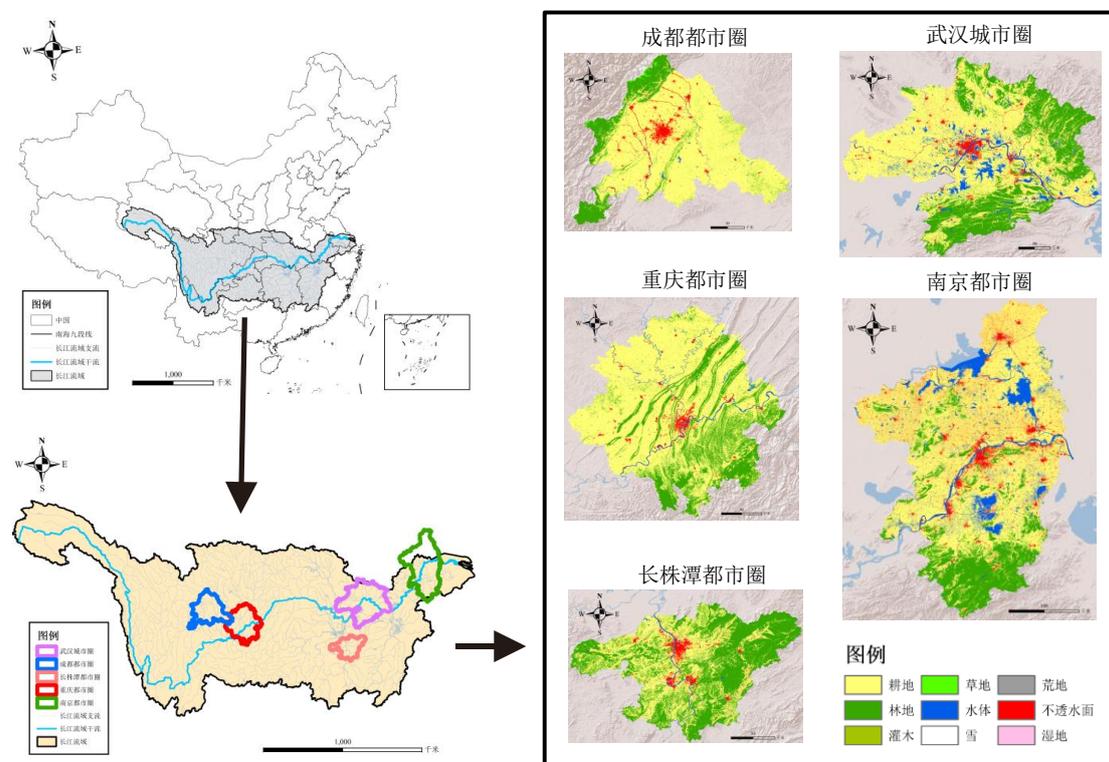


图 1 研究区域

Figure 1 Study area

本次研究区域涵盖四川盆地、江汉平原、长江中下游平原等地形区,均位于亚热带季

风气候区与湿润区，整体雨热同期，生态基础较好，经济发达，具备良好的城市集群形成条件(冉丽娟等，2025)。

1.2 数据来源

本研究所使用数据如表 1 所示，大部分数据来自 Google Earth Engine 公共平台获取。为统一计算，本文的土地利用数据通过最近邻插值法重采样至 1km 分辨率，其余数据使用双线性插值法重采样至 1km 分辨率。

表 1 数据来源

Table 1 Data Sources

类型	名称	波段内容	分辨率	数据源引用/链接
遥感影像	Landsat-5	可见光、红外	30m	https://www.usgs.gov/products/data
	Landsat-8	可见光、红外	30m	https://www.usgs.gov/products/data
高程数据	STRM-DEM	高程	30m	https://earthengine.google.com
土壤数据	世界土壤数据库	土壤类型、有机质含量	1km	(Jones et al., 2015)
植被数据	MOD44B.061	植被覆盖度	250m	https://earthengine.google.com
	MOD13Q1	NDVI	250m	https://earthengine.google.com
气象数据	TerraClimate	饱和蒸汽压差、蒸散发、降水量	1/24°	https://earthengine.google.com
	ERA5-Land	气温、土壤温度、土壤水分	0.1°	https://earthengine.google.com
空气质量	CHAP	臭氧、PM ₁₀ 、PM _{2.5}	1km	(Wei et al., 2021)
人口数据	GPWv411	人口密度	1km	https://earthengine.google.com
土地覆盖	CLCD	土地利用类型	30m	(Yang and Huang, 2021)
	CNLUCC	土地利用类型	30m	(Zhu et al., 2022)
人类扰动	HM v3	人类总体影响、农业威胁、城镇威胁、交通威胁、污染威胁、人类侵扰、能源开采、生物资源变化、自然系统变化	30m	(Theobald et al., 2025)

2 研究方法

2.1 生境质量参数优化方法

InVEST 生境质量计算模块共需要生境适宜度、威胁权重、衰减距离以及威胁敏感性四个参数。为实现参数的动态更新，本次实验通过遥感生态指数对生境质量计算模块进行优化。优化流程主要分为三个步骤：

(1) 构建遥感生态指数：通过 Landsat 卫星的地表反射率产品和 CHAP 颗粒物污染数据，计算 NDVI、NDBSI、WET、LST 和 PMI 五个指标来代表绿度、干度、湿度、热度和空气颗粒物污染度五个生态分量，进行主成分分析后取第一主成分作差，得到 RSEI (Hu and Xu, 2018)。

表 2 RSEI 生态分量
Table 2 RSEI Ecological Components

生态分量	计算公式
绿度	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$
	$NDBSI = \frac{SI + IBI}{2} \quad (2)$
干度	$SI = \frac{(SWIR1 + R) - (B + NIR)}{(SWIR1 + R) + (B + NIR)} \quad (3)$
	$IBI = \frac{\frac{2SWIR1}{NIR + R} - \left(\frac{R}{NIR + R} + \frac{G}{G + SWIR1} \right)}{\frac{2SWIR1}{NIR + R} + \left(\frac{R}{NIR + R} + \frac{G}{G + SWIR1} \right)} \quad (4)$
湿度	$WET = A_1B + A_2G + A_3R + A_4NIR + A_5SWIR1 + A_6SWIR2 \quad (5)$
热度	$LST = Band_{LST} \times 0.00341802 - 149 - 273.15 \quad (6)$
颗粒物	$PMI = PC1(f(PM_{2.5}, PM_{10})) \quad (7)$
$RSEI = 1 - PC1(f(NDVI, NDBSI, WET, LST, PMI)) \quad (8)$	

表 2 中， B 、 G 、 R 、 NIR 、 $SWIR1$ 、 $SWIR2$ 、 $Band_{LST}$ 分别表示蓝、绿、红、近红外、短波红外 1、短波红外 2、地表温度等 Landsat 地表反射率波段。式(5)中的 A_i ($i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$) 表示缨帽变换得到的湿度分量系数，对于 Landsat-5 TM，其值为 0.0315、0.2021、0.3102、0.1594、-0.6806、-0.6109；对于 Landsat-8 OLI/TIRS，其值为 0.1511、0.1973、0.3283、0.3407、-0.7117、-0.4559。 $PM_{2.5}$ 和 PM_{10} 为 CHAP 数据集的颗粒物数据。

(2) 构建水体生境指标：RSEI 计算过程中去除了水体，但水体仍是生态系统服务评估中不可或缺的生境之一。因此，本文基于归一化黑臭水体指数 NDBWI 来表征水体的生态环境水平， G 和 R 分别为 Landsat 地表反射率的绿波段与红波段。

$$NDBWI = \frac{G - R}{G + R} \quad (9)$$

(3) 动态优化生境质量参数：

本研究利用 RSEI 的时空连续性及频率分布来优化生境质量参数。首先将 RSEI 在十个直方图区间内进行数学期望计算得到初始生境适宜度；再将直方图区间内 RSEI 用 1 作差后计算期望得到威胁权重。

$$H_j = \sum_{i=1}^k t_i \times i \times 0.01 \quad (10)$$

$$W_j = \sum_{i=1}^k t_i \times (1-i) \times 0.01 \quad (11)$$

$$P_{mn} = 1 - \frac{\sum_{i=-d}^d \sum_{j=-d}^d RSEI_{(x+i,y+j)}}{T} \quad (12)$$

其中, H_j 表示初始生境适宜度, W_j 表示初始威胁权重, k 为图像直方图中的区间数, t_i 表示直方图中区间的累计数, i 表示区间均值。 T 为栖息地 m 中的像素总数, d 为威胁源 n 的衰减距离值, P_{mn} 为栖息地 m 对威胁源 n 的敏感度。

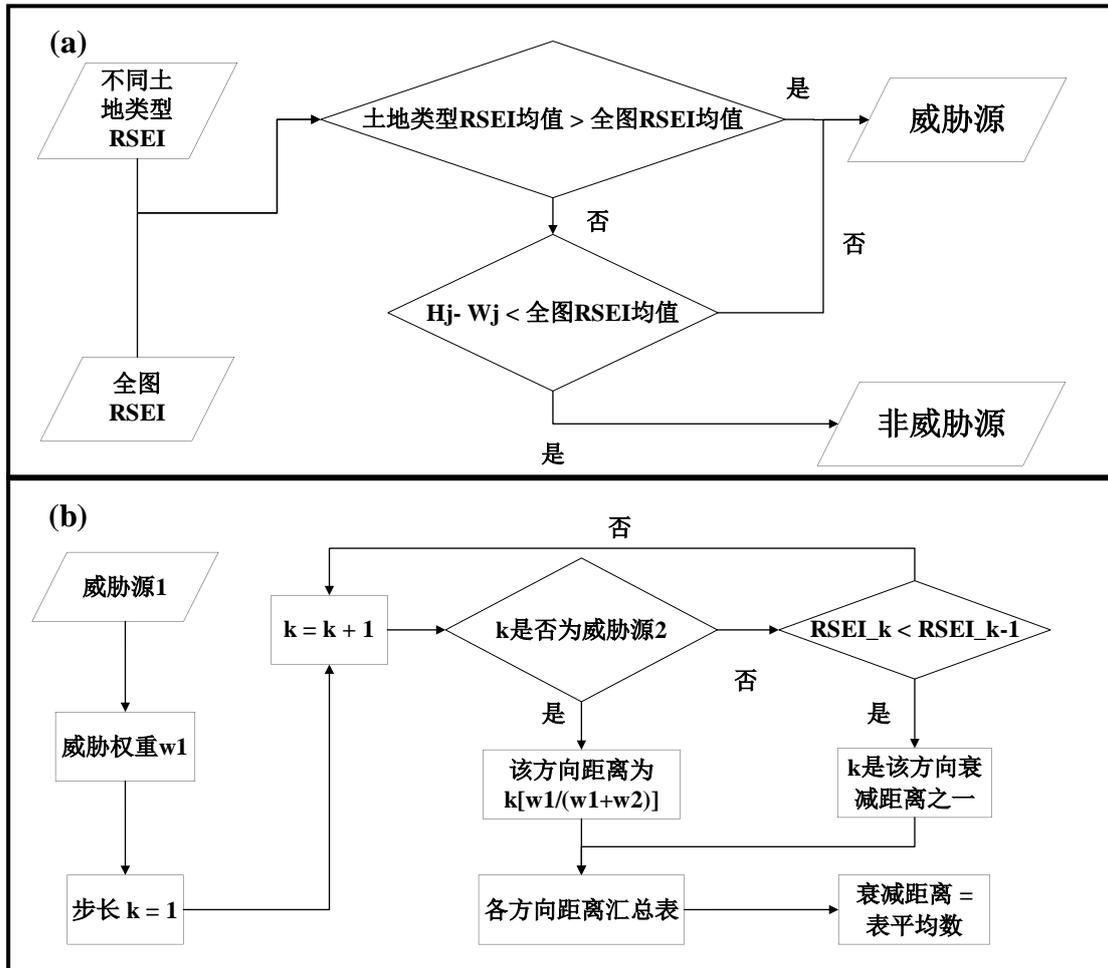


图 2 参数计算流程: (a) 威胁源判别; (b) 衰减距离计算

Figure 2 Parameter calculation process:(a) Threat source identification; (b) Attenuation distance calculation

在得出初始生境适宜度和威胁权重后, 通过判别程序识别威胁源 (图 2a)。随后, 将初始生境适宜度和威胁权重进行归一化, 得到最终的生境适宜度和威胁权重, 其中非威胁

源的威胁权重设置为零。识别威胁源后，分析周围区域 RSEI 值的变化计算衰减距离（图 2b）。确定威胁源的衰减距离后，在该范围内基于 RSEI 值量化每个威胁源的生境敏感度。

2.2 生态系统服务评估

本实验基于 InVEST 模型和修订通用土壤流失方程（RUSLE）计算三大生态系统服务。

（1）计算土壤保持量：本文通过 RUSLE 方程计算土壤保持量。

$$A_x = RKLS_x - UKLE_x = R_x \times K_x \times L_x \times S_x \times (1 - C_x \times P_x) \quad (13)$$

式中， $RKLS_x$ 为各像元年潜在土壤侵蚀量； $UKLE_x$ 为各像元年实际土壤侵蚀量； A_x 为土壤保持量（ $t \cdot hm^{-2}$ ）； R_x 为降雨侵蚀力因子； K_x 为土壤可蚀性因子； L_x 和 S_x 分别为坡度和坡长因子； C_x 为植被覆盖因子； P_x 为土壤保持因子。

其中土壤保持量计算公式所需的土壤保持因子参数如表 3 所示，参数来自王兰等 (2025)。

表 3 土壤保持参数表

Table 3 Soil Conservation Parameters

土地利用类型	成都&重庆	长株潭	武汉	南京
水田	0.2	0.2	0.4	0.35
旱地	0.2	0.45	0.4	0.35
有林地	1	1	0.2	1
灌木	1	1	0.2	1
疏林地	0.7	1	0.2	0.85
其他林地	0.7	0.15	0.2	0.85
高覆盖草地	1	1	0.2	0.8
中覆盖草地	0.7	1	0.2	0.7
低覆盖草地	0.5	0.8	0.2	0.6
河渠	0	0	0.001	0
湖泊	0	0	0.001	0
水库	0	0	0.001	0
滩地	0	1	0.001	0
城镇	0.3	0	0.01	0.1
农村	0.3	0	0.01	0.15
工业用地	0.3	0	0.01	0.15
裸地	1	1	0.2	1

（2）计算水源涵养量：通过 InVEST 3.14.2 产水量模块计算产水量，结合地形指数、土壤饱和导水率、流速系数对产水量进行修正，评估水源涵养服务。

$$Y_{jx} = (1 - \frac{AET_{xj}}{P_x}) P_x \quad (14)$$

$$WR = \min(1, \frac{249}{V}) \times \min(1, 0.3 \times TI) \times \min(1, \frac{K_s}{300}) \times Y_{jx} \quad (15)$$

式中， Y_{jx} 为第 j 类土地利用类型中各栅格年产水量； AET_{xj} 为第 j 类土地利用类型中各栅格年蒸散发量； P_x 为各栅格的年降水量； WR 为水源涵养量（mm）； V 为流速系数； TI 为地形指数； K_s 为土壤饱和导水率。

其中水源涵养量计算公式中所需的根深（mm）、土壤饱和导水率、植被标识等具体参数如表 4 所示，参数来自 Xu et al.(2025)。

表 4 水源涵养参数表

Table 4 Water Conservation Parameters

类型	成都&重庆			长株潭			武汉			南京		
	根深	K _s	植被	根深	K _s	植被	根深	K _s	植被	根深	K _s	植被
水田	300	0.8	0	1500	0.65	1	2100	0.7	0	300	0.7	0
旱地	400	0.8	1	1500	0.4	1	2100	0.7	1	300	0.7	1
有林地	3000	1	1	6000	0.99	1	7000	1	1	5000	0.8	1
灌木	2000	1	1	2000	0.4	1	7000	1	1	5000	0.8	1
疏林地	1500	1	1	6000	0.6	1	7000	1	1	5000	0.8	1
其他林地	1500	1	1	3000	0.45	1	7000	1	1	5000	0.8	1
高覆盖草地	500	0.65	1	800	0.4	1	2600	0.65	1	500	0.6	1
中覆盖草地	500	0.65	1	800	0.4	1	2600	0.65	1	500	0.6	1
低覆盖草地	500	0.65	1	500	0.3	1	2600	0.65	1	500	0.6	1
河渠	1	0.9	0	500	0.99	0	1000	0.99	0	1	0.99	0
湖泊	1	0.9	0	500	0.99	0	1000	0.99	0	1	0.99	0
水库	1	0.9	0	1000	0.99	0	1000	0.99	0	1	0.99	0
滩地	1	1.1	0	1000	0.99	0	1000	0.99	0	300	0.5	0
城镇	1	0.1	0	500	0.3	0	550	0.4	0	1	0.3	0
农村	1	0.1	0	500	0.3	0	550	0.4	0	1	0.4	0
工业	1	0.1	0	500	0.3	0	550	0.4	0	1	0.3	0
裸地	1	0.5	0	200	0.2	0	500	0.3	0	1	0.3	0

(3) 评估优化后的生境质量：使用 InVEST 3.14.2 版本生境质量模块，输入优化后的生境质量参数计算得到生境质量。基于本研究采用的威胁源衰减距离优化算法，使用线性衰减函数量化栖息地退化程度。

$$D_{mh} = \sum_{r=1}^R \sum_{n=1}^N \left(\frac{w_r}{\sum_{r=1}^R w_r} \right) \times r_n \times i_{rnm} \times \beta_m \times S_{hr} \quad (16)$$

D_{mh} 表示像素 m 在生境 h 内的生境退化程度； R 表示威胁源数量， N 表示受影响像素的总数， w_r 表示威胁源 r 的威胁权重， r_n 表示对像素 n 的影响值， i_{rnm} 表示像素 m 对像素 n 的影响程度，由 InVEST 模型自动计算。 β_m 表示威胁到达像素 m 的可达性（设置为 1）， S_{hr} 表示生境 a 对威胁 r 的敏感性。基于以上结果，进一步计算生境质量。

$$Q_{mh} = H_h \left(1 - \frac{D_{mh}^z}{D_{mh}^z + k^z} \right) \quad (17)$$

其中 Q_{mh} 是生境 h 中像元 m 的生境质量， H_h 是栖息地类别 h 的生境适宜度， z 是值为 2.5 的归一化常数， k 是值为 0.5 的半饱和参数。

2.3 随机森林和 SHAP 算法

随机森林是基于多决策树的学习模型，从抽取出的样本集中分裂生长构建具有相同分布的决策树构成森林，未被抽取的数据集作为具有无偏估计误差的袋外数据用于检验模型性能(Breiman et al., 2001)。随机森林回归算法能够有效探究各因子之间的非线性关系，因此本研究采用该法探索气象环境因子和人类活动干扰对流域城市圈生态系统服务的影响。鉴于遥感像元样本数量较大且存在空间自相关性，本文在保证训练样本数量充足的前提下，采用 60%的样本用于模型训练，以降低潜在过拟合风险，其余样本用于验证。为确保结果的可靠性，随机抽样过程重复 100 次并分析平均值。本研究采用决定系数 (R^2) 作为性能评价指标。SHAP 算法源自经济学博弈论 Shapley 值的概念,在机器学习领域，SHAP 算法为每一个因子计算 SHAP 值及协同值，作为其对整个模型输出的影响 (Li, 2022)。本研究选用 SHAP 算法结合随机森林模型，检测气象环境因子和人类活动干扰因子对长江流域城市圈生态系统服务的影响以及各因子间的相互作用。

3 结果与分析

3.1 生境质量参数优化结果

经优化更新后，2000-2020 年五大城市圈生境质量参数实现动态变化，不同土地覆盖类型呈现显著生态异质性 (图 3)。总体上，林地始终保持最高生境适宜度 (多数区域与年份接近 1)，水域适宜度较高 (0.70-0.95)，其中成都整体水平最高，而长株潭在 2010 年最低 (0.499)。灌木适宜度介于 0.70-0.90，但因面积有限，对整体生境质量贡献较小。草地适宜度区域差异最为显著，成都长期维持高值 (>0.90)，而重庆与长株潭在部分年份显著偏低。耕地适宜度整体较低 (0.12-0.49)，重庆在 2000 年达到相对高值，而南京与武汉长期低于 0.25，表明耕地生态条件较弱。裸地适宜度在多数区域接近 0，仅成都与武汉部分年份出现较高值，反映区域裸地生态状态差异；建设用地在所有城市圈中均被优化为 0 或近 0，表明其不具备生境条件 (图 3a)。

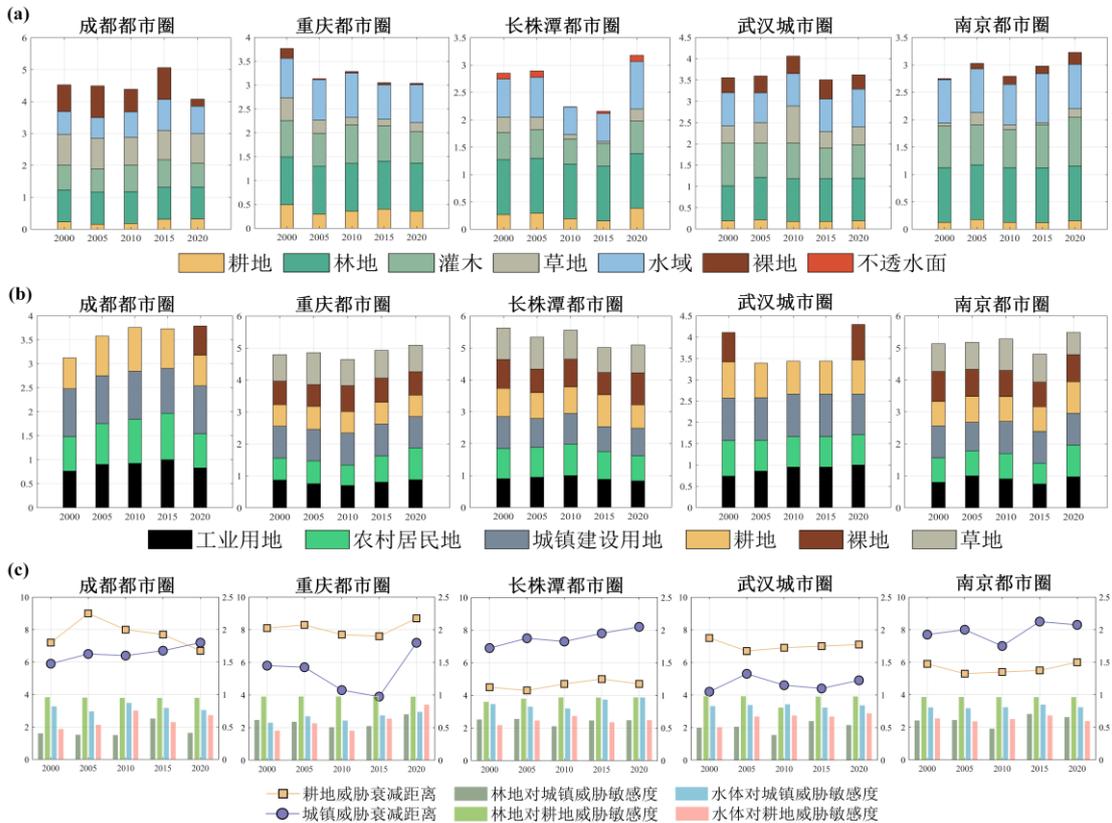


图 3 参数优化结果：(a) 生境适宜度；(b) 威胁权重；(c) 衰减距离和敏感度

Figure 3 Parameter optimization results: (a) Habitat suitability; (b) Threat weight; (c) Decay distance and sensitivity

威胁源识别结果表明，工业用地、城镇用地和农村居民地是生境退化的主要威胁源，耕地威胁波动较大，裸地和草地在部分年份亦被识别为威胁源。2000-2020 年间，城镇威胁始终占据主导地位，各城市圈权重普遍接近或达到 1，反映快速城市化对生境质量的持续扰动。工业与农村居民地威胁次之，整体呈波动上升趋势。成都工业与农村威胁在 2000-2015 年显著增强，重庆呈现多威胁同步上升特征，且其耕地、裸地和草地威胁权重明显高于其他城市圈。长株潭整体威胁水平最高，多类威胁长期维持高值；武汉威胁主要集中于建设用地；南京威胁结构相对平稳，但裸地和草地威胁偏高，表明部分自然地表扰动强度较大（图 3b）。衰减距离与威胁敏感性进一步揭示了威胁源的空间影响强度。总体上，耕地威胁的衰减距离普遍于城镇威胁，前者多分布 4.5-9 km，后者集中于 4-8 km；成都与重庆耕地威胁影响范围较广，而长株潭城镇威胁衰减距离长期超过 7 km。在威胁敏感度方面，林地对城镇威胁最为敏感（0.5-0.7），对耕地的敏感度整体更高（0.9-0.98），反映耕地扩张对林地形成显著压力。水域对城镇威胁敏感度普遍较高，而对耕地威胁的敏感度呈现明显区域差异（图 3c）。

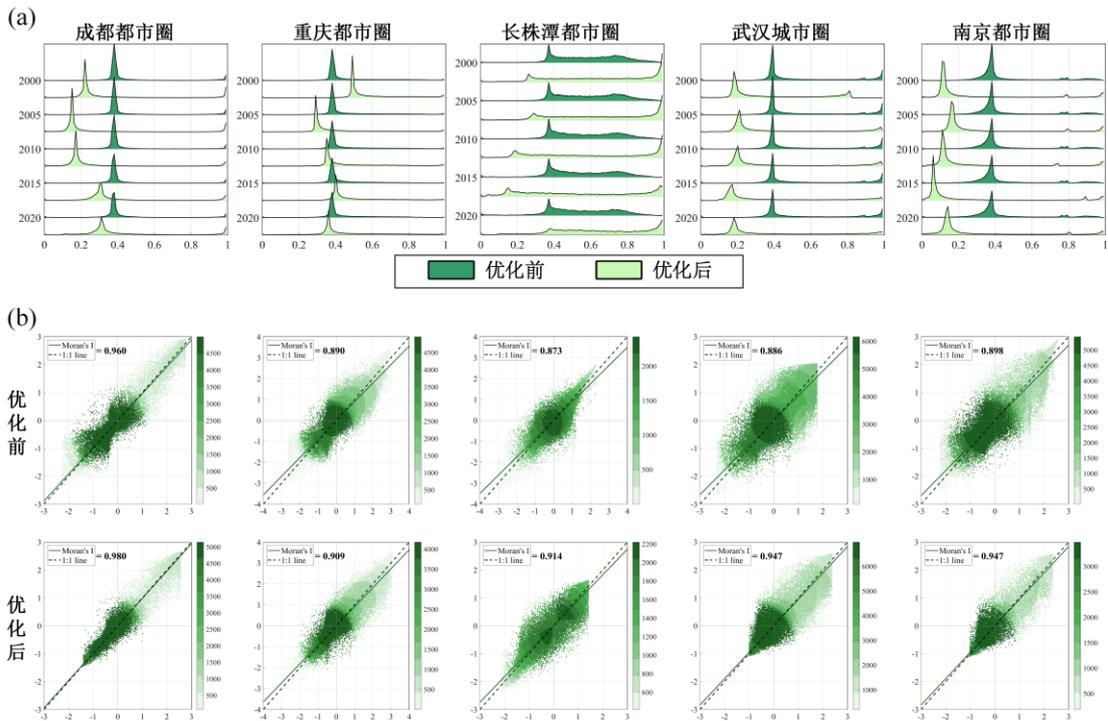


图 4 生境质量优化前后对比：(a) 频率分布直方图；(b) 莫兰散点图

Figure 4 Comparison of habitat quality before and after optimization: (a) Frequency distribution histogram; (b) Moran scatter plot

经优化后，生境质量保留了原有的分布趋势并且出现动态偏移，体现生境质量的动态变化（图 4a）。同时，五大城市圈的莫兰指数均得到提升，空间自相关性增强，空间集聚特征增强，体现了真实世界中生境质量的聚集程度（图 4b）。

3.2 生态系统服务时空差异

通过 InVEST 3.16.2 版本模型和软件 ArcGIS 10.8 版本，计算得到长江流域五个城市圈的土壤保持量、水源涵养量以及优化后的生境质量。

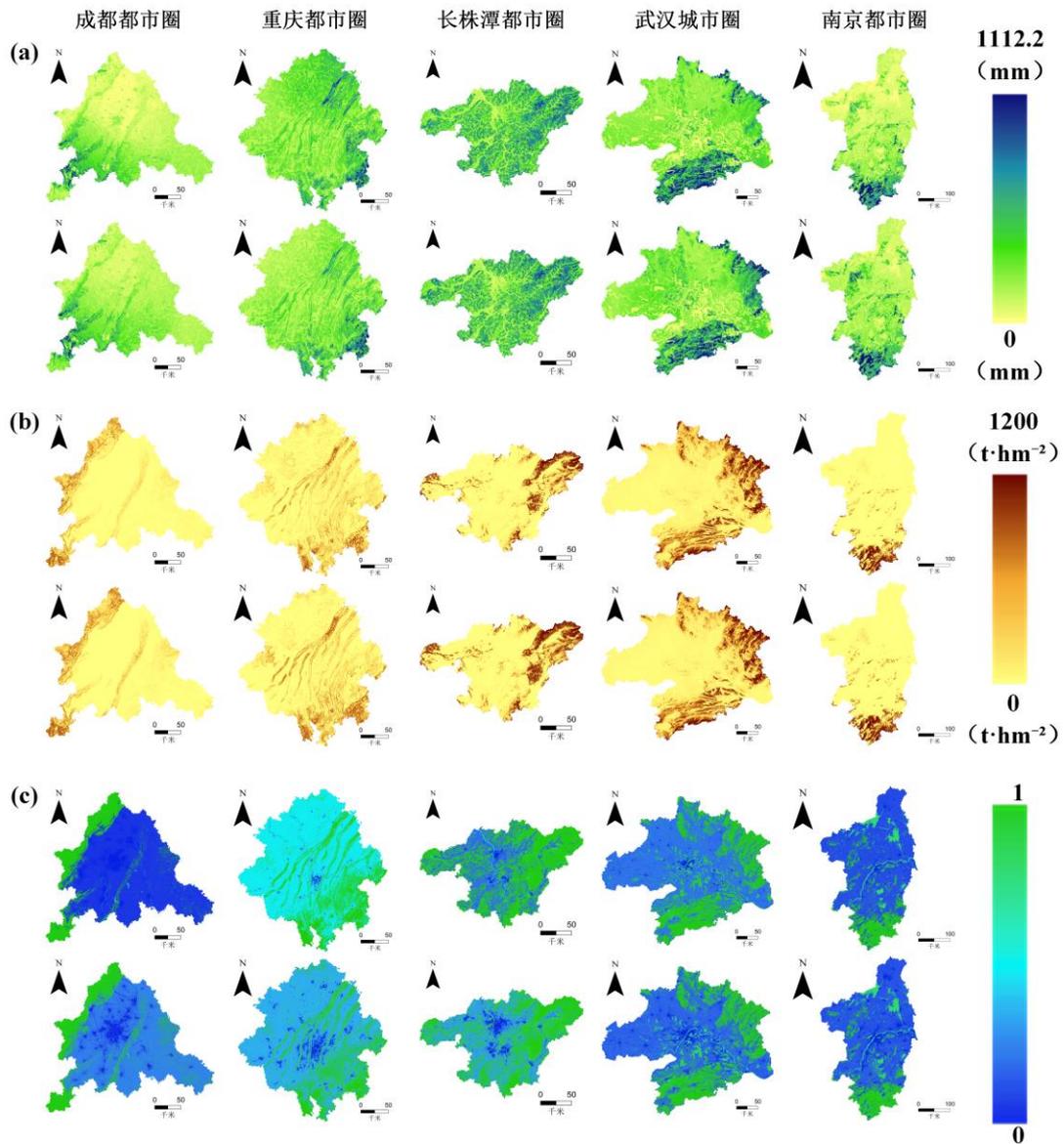


图 5 生态系统服务（上 2000 年，下 2020 年）：（a）水源涵养；（b）水土保持；（c）生境质量
 Figure 5. Ecosystem services (upper 2000, lower 2020): (a) water conservation; (b) soil conservation; (c) habitat quality

从水源涵养和水土保持空间分布来看，五大城市圈的高值主要集中在海拔较高的山地和林地区域，土地类型占比较大的耕地和城区则难以涵养水源并保持土壤（图 5ab）。林地的生境质量普遍较好，成都都市圈西北部青藏高原边界处的草地也体现良好的生境质量；生境质量的低值区域主要集中在城区、耕地、裸地等（图 5c）。

表 5 生态系统服务统计

Table 5 Ecosystem Service Statistics

生态系统服务	年份	成都	重庆	长株潭	武汉	南京
水源涵养 (mm)	2000	13.17	21.949	80.018	21.129	23.197
	2005	20.462	25.075	84.118	26.249	28.884
	2010	23.588	24.87	119.29	46.816	35.97
	2015	26.449	33.499	90.934	42.475	47.216
	2020	26.229	32.193	82.882	40.276	46.452

生态系统服务	年份	成都	重庆	长株潭	武汉	南京
土壤保持 (t·hm ⁻²)	2000	493.42	429.45	259.2	234.08	161.39
	2005	650.03	453.67	551.67	296.61	200.57
	2010	845.49	532.78	555.92	618.83	302.33
	2015	753.45	565.51	346.92	431.28	281.87
	2020	898.14	717.39	360.51	234.08	526.48
生境质量 (0-1)	2000	0.359	0.597	0.662	0.378	0.301
	2005	0.292	0.444	0.655	0.430	0.346
	2010	0.295	0.497	0.576	0.429	0.303
	2015	0.401	0.518	0.534	0.416	0.277
	2020	0.428	0.476	0.643	0.432	0.312

表 5 展示了 2000-2020 年五大城市圈生态系统服务的统计结果。总体而言，三类生态系统服务在城市圈之间差异显著，且呈现阶段性变化特征。水源涵养整体表现为先升后稳。长株潭始终显著高于其他区域（80-120mm），2010 年达到峰值 119.29mm，约为成都和重庆的 5 倍。成都与重庆水源涵养水平较低（13-33mm），但呈持续上升趋势，其中成都 2000-2020 年增幅接近 100%。武汉与南京变化特征相似，2000-2015 年持续上升，之后略有回落但整体维持较高水平。土壤保持在城市圈间差异明显。成都增长最为突出，2020 年达到 898.14t·hm⁻²，较 2000 年提升 82%。重庆和武汉亦呈稳步上升趋势，重庆 2020 年为 2000 年的 1.67 倍。相比之下，长株潭与南京年际波动较大，其中长株潭 2010 年后明显下降，而南京 2020 年显著回升，增幅超过 200%。生境质量整体分布在 0.27-0.66 之间，区域差异大于时间变化。长株潭保持最高水平（0.53-0.66），重庆次之（0.44-0.6）；成都、武汉与南京整体偏低，多数年份低于 0.45。成都生境质量呈缓慢改善趋势，而武汉与南京年际波动较为明显。城市圈生境质量整体维持在 0.27-0.66 范围，呈现区域间差异大于时间变化的特征。其中，长株潭保持最高生境质量（0.53-0.66），其中 2000 年和 2020 年分别达到 0.662 和 0.643。

3.3 随机森林拟合结果

结合人类干扰数据和气象环境数据，使用 RF-SHAP 模型对三大生态系统服务进行解耦分析。为避免参与计算的因子重复参与影响分析，在水源涵养分析中去除降水和蒸散发因子，在土壤保持中去除降水因子。经过超参数对比验证以及模型拟合后，以 R² 作为指标评价，得到较好的精度，结果如表 6 所示。

表 6 拟合模型精度评价

Table 6. Accuracy Evaluation of the Fitting Model

城市圈	生态系统服务	指标		
		R ²	RMSE	RMSE%
成都	生境质量	0.9575	0.0497	11.23%
	水源涵养	0.9011	3.2537	21.52%
	土壤保持	0.9330	319.4835	11.07%
重庆	生境质量	0.9003	0.0631	12.89%
	水源涵养	0.7981	3.9976	18.19%
	土壤保持	0.8456	455.8536	22.31%
长株潭	生境质量	0.9103	0.0694	10.39%
	水源涵养	0.7189	9.2628	11.42%
	土壤保持	0.9596	455.7460	26.89%
武汉	生境质量	0.9214	0.0848	19.45%

城市圈	生态系统服务	指标		
		R ²	RMSE	RMSE%
南京	水源涵养	0.8260	7.1105	11.93%
	土壤保持	0.9280	283.3839	22.95%
	生境质量	0.9375	0.0696	23.42%
	水源涵养	0.9026	5.2171	21.37%
	土壤保持	0.9578	173.1837	19.47%

随机森林模型在多数城市圈的 R² 均高于 0.8，表明所选输入因子能够有效解释生态系统服务的空间分布特征；同时 RMSE 和 RMSE% 整体处于较低水平，模型精度满足城市尺度生态系统服务评估需求。其中，生境质量的拟合效果最佳，R² 均超过 0.90，成都（0.9575）与南京（0.9375）表现尤为突出，RMSE% 集中在 10%-23%，显示模型具有较强的空间预测能力。水源涵养的拟合精度略低，但大多数城市圈 R² 仍保持在 0.80 以上（如成都 0.9011、南京 0.9026），且 RMSE% 多低于 23%，能够较好刻画其空间变化特征。土壤保持的拟合精度同样较高，各城市圈 R² 主要分布在 0.84-0.96 之间（如长株潭 0.9596、成都 0.9330），RMSE% 均低于 30%，表明模型对区域土壤保持差异具有良好的解释能力。

3.4 生态系统服务影响因子

拟合后的随机森林模型结合 SHAP 算法，对长江流域五大城市圈的三个生态系统服务进行解耦分析。

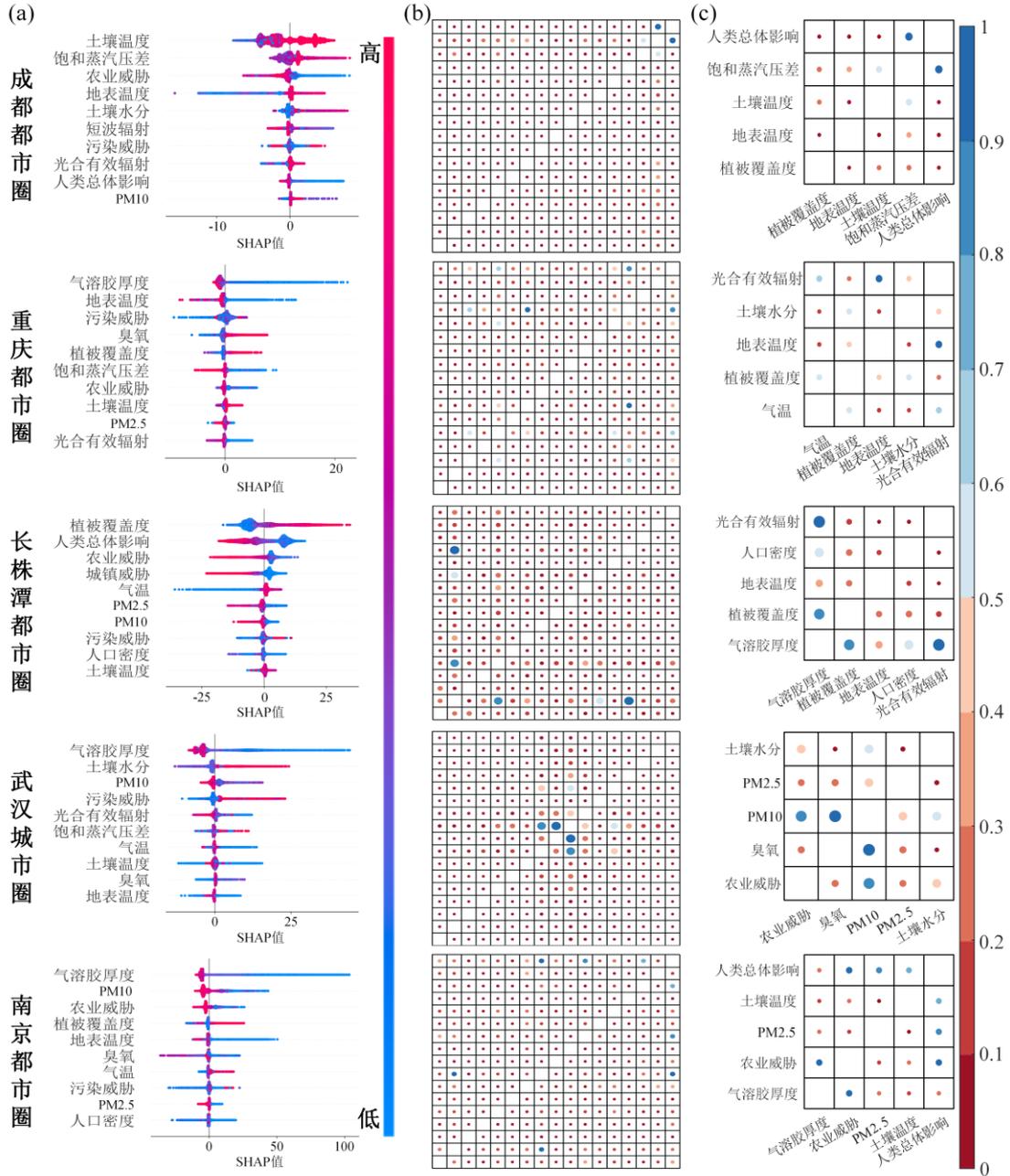


图 6 水源涵养 SHAP 结果：(a) 单因子 SHAP 散点分布（按重要性从大到小由高到低排列）；(b) 所有因子 SHAP 交互值；(c) 高交互值因子对

Figure 6. SHAP results for water conservation: (a) Scatter distribution of single-factor SHAP (arranged from most important to least important); (b) SHAP interaction values of all factors; (c) Factor pairs with high interaction values.

(1) 水源涵养：主要受土壤水分与植被覆盖度控制，而空气污染（气溶胶、PM₁₀等）及人类活动（如农业威胁）通过改变生态环境条件进一步削弱其功能（图 6a）。上游城市（成都、重庆）受自然水文过程主导，饱和蒸汽压差与土壤水分的交互效应显著，并通过植被生长间接影响水源涵养，但城镇扩张、农业活动及污染压力同样不可忽视。中游地区对人类活动的敏感性明显增强。长株潭与武汉表现为植被覆盖度、农业威胁与空气质量因子的交互效应显著加强，尤其是气溶胶厚度与植被覆盖度、光合有效辐射，以及 PM₁₀、臭氧与农业威胁之间的耦合效果（图 6c）。下游南京同时受上游来水调控与本地

高强度城市化影响，空气污染、农业威胁及地表温度的负向作用更加突出，水源涵养功能表现出更高脆弱性（图 6c）。

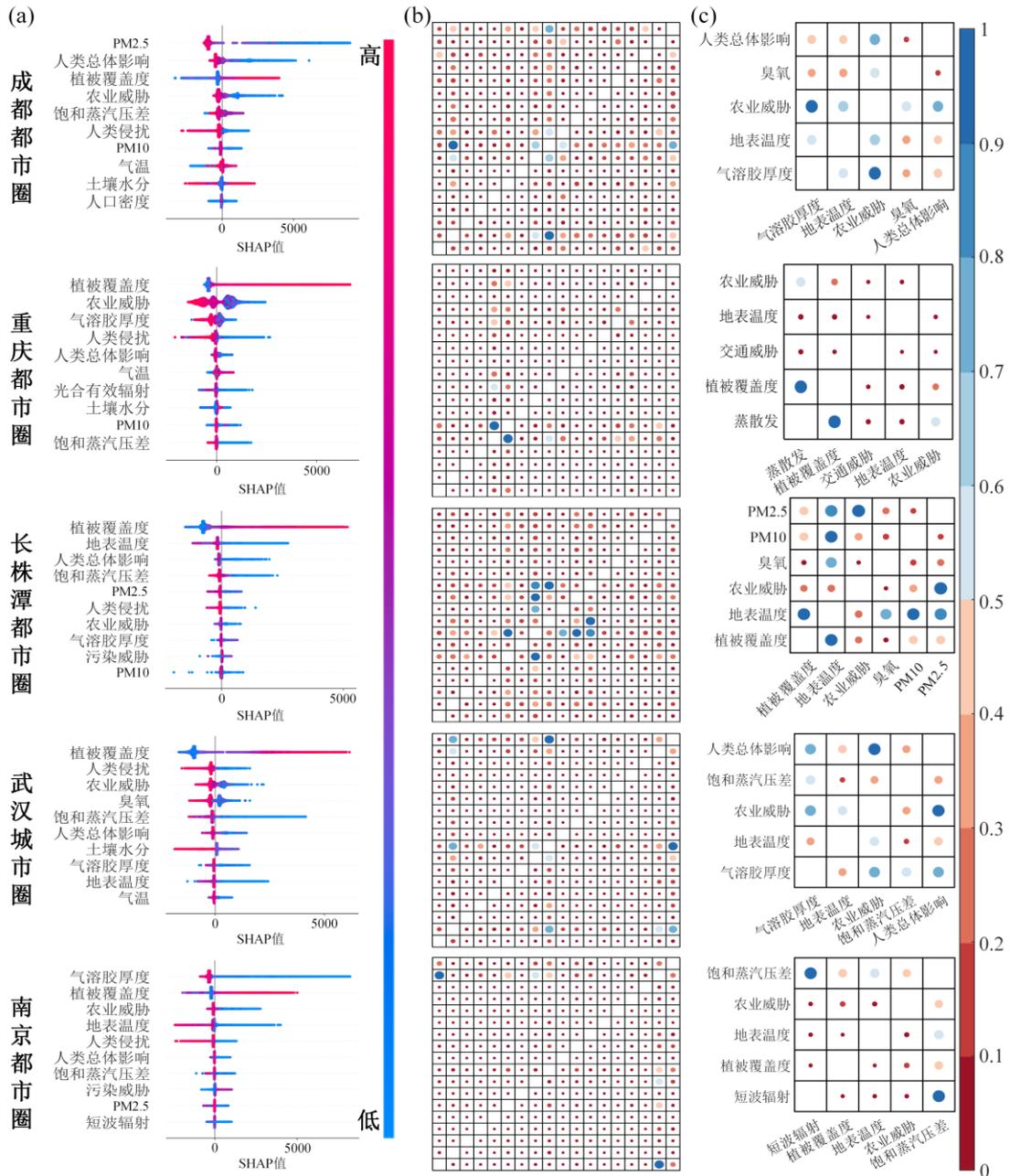


图 7 土壤保持 SHAP 结果：（a）单因子 SHAP 散点分布（按重要性从大到小由高到低排列）；（b）所有因子 SHAP 交互值；（c）高交互值因子对

Figure 7. SHAP results for Soil conservation: (a) Scatter distribution of single-factor SHAP (arranged from most important to least important); (b) SHAP interaction values of all factors; (c) Factor pairs with high interaction values.

（2）土壤保持：主要受植被覆盖度与土壤温度等条件控制，而农业活动、人类总体影响及颗粒物污染（PM_{2.5}、气溶胶厚度）整体呈现显著威胁（图 7a）。上游城市成都与重庆表现出水热条件与生态结构的协同效应，植被覆盖度在抑制土壤侵蚀中占据主导地位，同时空气污染与农业威胁的负向影响不可忽视（图 7c）。进入中游后，土壤保持对人类活动和地表热环境的敏感性明显增强。长株潭与武汉呈现植被、地表温度、人类干扰与农业

威胁之间的多重交互效应（图 7c）。下游南京则在强化的地表热环境与空气污染共同作用下，气溶胶厚度、农业威胁和地表温度的负向贡献更为突出，导致土壤保持能力相对脆弱（图 7a,c）。

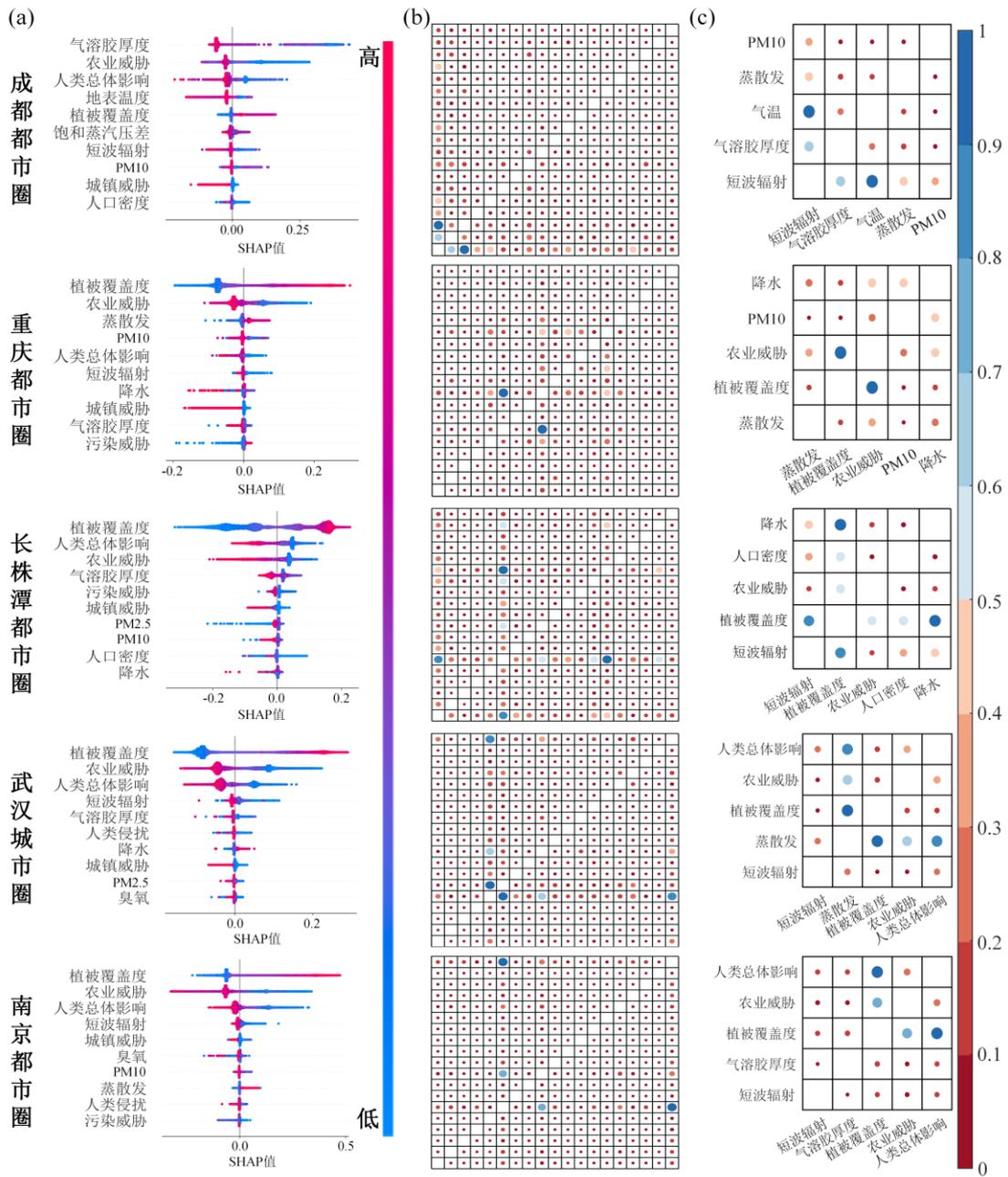


图 8 生境质量 SHAP 结果：（a）单因子 SHAP 散点分布（按重要性从大到小由高到低排列）；（b）所有因子 SHAP 交互值；（c）高交互值因子对

Figure 8. SHAP results for Habitat quality: (a) Scatter distribution of single-factor SHAP (arranged from most important to least important); (b) SHAP interaction values of all factors; (c) Factor pairs with high interaction values.

（3）生境质量：总体来看，植被覆盖度是提升生境质量的最关键生态因子，而农业威胁、人类总体影响、气溶胶厚度和短波辐射变化等环境压力普遍导致生境破碎化与质量下降（图 8a）。上游城市成都与重庆的结果表明，尽管植被覆盖度和蒸散相关水热因子对维持生境质量贡献显著，但气溶胶、PM₁₀等污染物和农业威胁的持续干扰削弱了上游生态系

统的完整性，短波辐射与气温、气溶胶厚度之间的高交互效应进一步说明上游生境质量对大气能量结构变化较为敏感（图 8c）。中游的长株潭与武汉，其生境质量受到人类总体影响、人口密度和农业威胁的综合干扰，植被覆盖度虽明显提升，但其与短波辐射、降水、蒸散发等因子的强交互效应反映出现代城市化区域生境质量呈现典型的非线性响应特征，即生态恢复与人为扰动在区域内并存，影响机制更复杂（图 8a, c）。下游南京则受城市扩张、污染负荷以及短波辐射变化的共同作用，其农业威胁、人类总体影响与臭氧的负向贡献更为显著，使生境质量相比中上游呈现更强的脆弱性（图 8a）。

4 讨论

4.1 动态更新生态系统服务参数必要性

以往生境质量评估多依赖站点数据或前人经验参数，且各年份参数保持不变，难以刻画生境质量的时间动态特征。为实现对长江流域城市群生态系统服务的动态监测，本文采用可随年份更新的参数体系，以提升评估结果的时效性与可靠性。

本研究基于遥感数据对生境质量参数进行年际动态优化，引入 RSEI 频率分布直方图与步进法更新参数，既增强了生境质量的时间连续性，也有效降低了传统经验赋值带来的主观性。水源涵养评估中所涉及的降水与蒸散发数据同样采用逐年动态输入；仅最大根系深度及土壤侵蚀相关参数受限于遥感反演能力，仍需参考经验值设定，可能引入一定不确定性。

4.2 生态治理政策建议

基于 2000-2020 年五大城市群水源涵养、土壤保持与生境质量的时空演变特征及其影响机制，长江流域亟需构建分区协同、差异化的生态系统服务治理体系。

上游地区作为流域核心生态屏障，应重点巩固其生态供给功能。成都与重庆生态系统服务整体提升明显，成都水源涵养和土壤保持分别由 13.17mm 和 493t·hm⁻² 增至 26.23mm 和 898t·hm⁻²，重庆土壤保持亦由 429t·hm⁻² 升至 717t·hm⁻²，显示较强的自然恢复潜力。影响因子方面，水热条件与植被对水源涵养、以及大气环境因子、人类影响和植被覆盖度对生境质量的交互影响显著。因此，上游治理应持续维护森林、草地等生态屏障功能，严格控制耕地扩张，避免水土保持力因气候变化而减弱，同时控制污染物排放，减轻人类活动对大气环境的不良影响。

中游地区处于经济发展与生态保护的关键地带。在轻工业发展背景下，长株潭和武汉生态系统服务波动明显，对人为干扰高度敏感，如长株潭水源涵养在 2010 年达峰后下降，武汉土壤保持由 2010 年的 618t·hm⁻² 降至 2020 年的 234t·hm⁻²，生境质量长期处于中低水平。本研究构建的 RF-SHAP 模型因子分析中，植被覆盖、人类活动、空气质量与农业威胁的强交互效应表明，复合型城市化压力已显著削弱区域生态基础。中游城市群亟需强化生态刚性约束，严格控制城市与耕地扩张，推进湿地和林地修复，发挥植被覆盖度对生态系统服务的维护作用，并加快产业结构与能源系统的绿色转型，减少工业和农业对生态系统带来的空气质量威胁和农业威胁。

下游地区作为商业、工业、农业和渔业的发达区，城市化水平高、生态系统脆弱性突出。南京生境质量长期处于最低区间（0.27-0.35），水源涵养在 2015 年后趋于停滞并略有下降，反映其在承受上游来水调控的同时叠加高强度城市化和污染负荷。南京的 RF-SHAP 模型结果显示，农业威胁、空气污染及人类活动对三大生态系统服务均产生显著交互效应。因此，下游治理应重点加强产业大气污染控制，避免空气污染进一步影响生态系统服务并缓解部分城市热岛效应；同时，进行农业结构调整，在不触碰耕地红线的前提下，推进退耕还林工程提升绿地连通性和生态基础设施质量，以增强长江下游区域生态韧性(Chen

et al., 2023)。

4.3 不足与展望

尽管本文基于遥感数据与 SHAP 方法系统优化了生境质量参数并识别了影响长江流域城市圈生态系统服务变化的关键因子，但仍存在一定局限性。

生境质量作为综合生态状态指标，难以通过传统实测数据进行直接校验，这也是当前生境质量研究中普遍存在的客观限制。尽管本文通过优化前后生境质量空间自相关特征的对比分析，在一定程度上验证了参数优化后结果在空间连续性与集聚性方面的合理性，但该稳健性检验仍主要基于空间统计层面的间接证据。同时，在参数的优化结果中也出现明显异于传统研究的情况，比如在以往研究中，裸地的生境适宜度往往被设置为 0，但本文中成都都市圈和武汉城市圈的裸地生境适宜度在部分年份较高，甚至接近 1（图 3a）。该现象是否符合该区域的裸地真实情况同样需要更精准科学的监测与验证未来研究有必要结合长期生态监测数据和多模型对比方法，对优化后的 InVEST 生境质量结果进行多维度交叉验证，从而进一步增强模型参数优化在不同区域和尺度上的适用性与可信度。

其次，SHAP 分析主要揭示各影响因子在模型层面的边际贡献及作用方向，侧重反映其相对重要性与时空差异性，并不直接对应生态系统过程中的临界阈值或可操作的管控标准。在缺乏情景模拟、生态响应实验或过程机理模型支撑的情况下，直接由 SHAP 结果推导具体治理阈值，可能超出本文方法与数据所能支撑的范围。未来研究可在本文识别的关键影响因子基础上，引入土地利用变化、污染减排或气候变化等情景模拟与阈值分析方法，定量刻画生态系统服务对多重压力的非线性响应，结合生态过程模型或长期观测数据对 SHAP 结果进行机制验证，从而为区域生态治理提供更精确科学的决策支持。

5 结论

本文基于遥感数据和可解释性模型对长江流域五大城市圈的三大生态系统服务进行计算，通过遥感数据实现了部分参数的动态更新优化，得到了更准确更具时效性的结果，并对长江流域城市圈复杂的生态耦合机制进行分析，得出以下结论：

(1) 长江流域城市圈生态系统服务呈现显著的上下游梯度特征：上游成都与重庆表现出较强的生态恢复力，水源涵养量分别从 13mm 和 21mm 增长至 26mm 和 32mm；土壤保持量从 $493\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 和 $425\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 增长至 $898\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 和 $717\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ ，水土保持能力持续增强；中游长株潭与武汉生态系统服务波动显著，均在 2010 年达到顶峰（水源涵养 119mm、46mm；土壤保持 $555\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 、 $618\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ ；生境质量 0.576、0.429）后出现 10%-30% 下降；下游南京前期水源涵养和土壤保持较低，在 2010 年后出现突增，分别从 35mm 和 $200\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 增至 47mm 和 $302\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$ ，生境质量长期低于 0.35，体现相对的生态脆弱性。

(2) 水文气候与植被覆盖度在三类生态系统服务中体现核心作用，而城市扩张带来的污染和人类活动呈现明显负向作用。SHAP 结果显示，水源涵养模型中土壤温度、水分和植被覆盖度是主要的正向因子，相对交互值在部分地区达到 0.8，体现水源涵养主要土壤水分与植被控制；土壤保持模型的主要正向因子和协同主导者是植被覆盖度，尤其在中游地区同地表温度、蒸散发、人类影响等因子高达 0.9 的相对交互值，体现植被覆盖对土壤保持的核心作用；生境质量模型则高度依赖植被覆盖的空间分布结构，同时与农业威胁、人口密度等人口影响交互强烈，除成都外交互相对值达到 0.7 以上。气溶胶、PM₁₀、PM_{2.5}、农业威胁与人口密度在各城市圈的生态系统服务模型中均表现为显著的负向作用，并在中下游叠加交互形成复合干扰。

(3) 生态系统服务的时空分异机制由水热条件、植被结构和人类活动压力耦合关系共同决定。长江流域城市圈的生态系统服务上下游梯度特征以及各地的 SHAP 因子结果揭

示了复杂的时空分异机制成因。成都与重庆依托良好的植被与水热条件，在二十年的水源涵养和土壤保持方面整体表现较优。相较之下，波动明显的武汉土壤保持和长株潭水源涵养与人类活动、地表热环境和空气质量交互相对值达到 0.9，表明城市化背景下多因子复合干扰的生态系统服务响应具有显著非线性特征。南京水源涵养与土壤保持在空气污染、农业威胁与热环境叠加的负面影响下自 2015 年后趋于停滞或波动，生境质量在人类影响、农业威胁与低植被覆盖的强交互作用下，长期处于 0.35 以下的最低水平。可见不仅是植被覆盖、水热环境的空间差异分布对生态系统服务产生影响，人类活动带来的空气污染、热岛效应、农业威胁也在时间上对生态功能产生动态干扰。总体而言，长江流域呈现“上游自然过程主导、中游多因子复合干扰、下游污染与城市扩张驱动”梯度分异格局，生态过程与人类干扰共同塑造流域生态系统服务的空间差异。

英文参考文献

- John T. Abatzoglou, Solomon Z. Dobrowski, Sean A. Parks & Katherine C. Hegewisch 2018. TerraClimate, a High-resolution Global Dataset of Monthly Climate and Climatic Water Balance from 1958–2015. *Scientific Data*, 5(1), 170191. doi:<https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191>
- Breiman, Leo. 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. doi:<https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Chen, Wanxu, Wang, Guanzheng, Zeng, Jie. 2023. Impact of Urbanization on Ecosystem Health in Chinese Urban Agglomerations. *Environmental Impact Assessment Review*, 98, 106964. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eiar.2022.106964>
- Huang, Xiaobin, Liu, Xiaosheng, Jin, Yuanhang, Gao, Xue, Chen, Youliang. 2025. Identification and Attribution Analysis of Integrated Ecological Zones Based on the XGBoost-SHAP Model: A Case Study of Chengdu, China. *Ecological Indicators*, 177, 113787. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.113787>
- Shanshan, Lu, Fujiang, Liu, Yunshuang, Ye, Jiayu, Tang, Peng, Li, Weihua, Lin, Yan, Guo, Ruqiang, Ma, Jun, Wang. 2024. Analysis of the Spatio-Temporal Characteristics of Winter Surface Urban Heat Island: A Case Study in Beijing, China. *Journal of Earth Science*, 35(5), 1640-1653. doi:<https://doi.org/10.1007/s12583-023-1880-9>
- Lü, Fucheng, Zhang, Yuanjing, Song, Shuailong, Xie, Wenqiang, Chen, Xiaohong, Han, Liqin, Dong, Siyan. 2025. Forest Expansion Reduces Landscape Fragmentation and Improves Habitat Quality: An XGBoost-SHAP Driver Analysis in the Qinhe River Basin (1990–2022). *Ecological Indicators*, 179, 114213. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.114213>
- Moreira, Miguel, Fonseca, Catarina, Vergílio, Marta, Calado, Helena, Gil, Artur. 2018. Spatial Assessment of Habitat Conservation Status in a Macaronesian Island Based on the InVEST Model: A Case Study of Pico Island (Azores, Portugal). *Land Use Policy*, 78, 637-649. doi:<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.07.015>
- Ming, Lei, Wang, Yuandong, Liu, Guangxu, Meng, Lihong, Chen, Xiaojie. 2024. Analysis of Vegetation Dynamics from 2001 to 2020 in China's Ganzhou Rare Earth Mining Area Using Time Series Remote Sensing and SHAP-enhanced Machine Learning. *Ecological Informatics*, 84, 102887. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102887>
- Wei, Jing, Li, Zhanqing, Xue, Wenhao, Sun, Lin, Fan, Tianyi, Liu, Lei, Su, Tianning, Cribb,

- Maureen. 2021. The ChinaHighPM10 Dataset: Generation, Validation, and Spatiotemporal Variations from 2015 to 2019 across China. *Environment International*, 146, 106290. doi:<https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.106290>
- Juan, Wu, Chang-Qing, Ke, Yu, Cai, Zheng, Duan. 2024. Monitoring Multi-Temporal Changes of Lakes on the Tibetan Plateau Using Multi-Source Remote Sensing Data from 1992 to 2019: A Case Study of Lake Zhari Namco. *Journal of Earth Science*, 35(5), 1679-1691. doi:<https://doi.org/10.1007/s12583-022-1639-8>
- Xu Xinliang, Liu Jiyuan, Zhang Shuwen, Li Rendong, Yan Changzhen, Wu Shixin. 2025. Changes in Water Conservation and a New Estimation for Its Future Potential. *CATENA*, 250, 108761. doi:<https://doi.org/10.1016/j.catena.2025.108761>
- Kempton, R. A. 1979. The Structure of Species Abundance and Measurement of Diversity. *Biometrics*, 35(1), 307-321. doi:10.2307/2529952
- Li, Ziqi. 2022. Extracting Spatial Effects from Machine Learning Model Using Local Interpretation Method: An Example of SHAP and XGBoost. *Computers, Environment and Urban Systems*, 96, 101845. doi:<https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2022.101845>
- Hu, Xisheng, Xu, Hanqiu. 2018. A New Remote Sensing Index for Assessing the Spatial Heterogeneity in Urban Ecological Quality: A Case from Fuzhou City, China. *Ecological Indicators*, 89, 11-21. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.02.006>

中文参考文献

- 包玉斌,李婷,柳辉,马涛,王怀香,刘康,沈茜,刘心浩,2016.基于 InVEST 模型的陕北黄土高原水源涵养功能时空变化.地理研究,35(04):664-676
- Bao, Y.B., Li, T., Liu, H., Ma, T., Wang, H.X., Liu, K.X., Shen., Liu, X.H., 2016. Spatial and Temporal Changes of Water Conservation of Loess Plateau in Northern Shaanxi Province by InVEST Model. *Geographical Research*, 35(04):664-676 (in Chinese with English abstract).
- 陈艳君,谢炳庚,李俊翰,黄军林,2025.基于机器学习的长株潭城市群生态敏感性及其驱动因子研究.生态科学,44(01):28-39
- Chen, Y.J., Xie, B.G., Li, J.H., Huang, J.L., 2025. Study on Ecological Sensitivity and Driving Factors of Changsha-Zhuzhou-Xiangtan Urban Agglomeration Based on Machine Learning. *Ecological Science*, 44(01):28-39 (in Chinese with English abstract).
- 巩杰,马学成,张玲玲,柳冬青,张金茜,2018.基于 InVEST 模型的甘肃白龙江流域生境质量时空分异.水土保持研究,25(03):191-196
- Gong, J., Ma, X.C., Zhang, L.L., Liu, D.Q., Zhang, J.X., 2018. Spatiotemporal Variation of Habitat Quality in Bailongjiang Watershed in Gansu Based on InVEST Model. *Research of Soil and Water Conservation*, 25(03):191-196 (in Chinese with English abstract).
- 胡丰,张艳,郭宇,张盼盼,吕帅,张长春,2022.基于 PLUS 和 InVEST 模型的渭河流域土地利用与生境质量时空变化及预测.干旱区地理,45(04):1125-1136
- Hu, F., Zhang, Y., Guo, Y., Zhang, P., Lv, S., Zhang, C.C., 2022. Spatial and Temporal Changes in Land Use and Habitat Quality in the Weihe River Basin Based on the PLUS and InVEST Models and Predictions. *Arid Land Geography*, 45(04):1125-1136 (in Chinese with English abstract).
- 刘灿均,门宝辉,申耀铎,庞金凤,2023.滦河流域土壤保持和水质净化服务及其权衡与协同

- 关系.生态学报,43(14):5740-5752
- Liu, C.J, Men, B.H, Shen, Y.D, Pang, J.F, 2023. Soil Conservation and Water Purification Services and Their Trade-offs and Synergies in Luanhe River Basin. *Acta Ecologica Sinica*, 43(14):5740-5752 (in Chinese with English abstract).
- 刘娇,郎学东,苏建荣,刘万德,刘华妍,田宇,2021.基于 InVEST 模型的金沙江流域干热河谷区水源涵养功能评估.生态学报,41(20):8099-8111
- Liu, J, Lang, X.D, Su, J.R, Liu, W.D, Liu, H.Y, Tian, Y, 2021. Evaluation of Water Conservation Function in the Dry-hot Valley Area of Jinsha River Basin Based on InVEST Model. *Acta Ecologica Sinica*, 41(20):8099-8111 (in Chinese with English abstract).
- 刘瑞雪,李佳轩,李云,2024.水库消落带植物多样性空间格局预测模型及环境解释——基于 XGBoost-SHAP 模型框架 生态学报,44(21):9652-9669
- Liu, R.X, Li, J.X, Li, Y, 2024. Prediction Model and Environmental Interpretation for the Spatial Pattern of Plant Diversity in the Water-level Fluctuation Zone of Reservoir Based on XGBoost and SHAP. *Acta Ecologica Sinica*, 44(21):9652-9669 (in Chinese with English abstract).
- 冉丽娟,官冬杰,周李磊,陈拾,陆云,朱旭森,2025.长江流域城市蔓延与生态系统服务流解耦类型识别及提升路径.环境科学,1-17
- Ran, L.J, Guan, D.J, Zhou, L.L, Chen, S, Lu, Y, Zhu, X.S, 2025. Identification and Improvement Path of Decoupling Type of Urban Sprawl and Ecosystem Service Flow in the Yangtze River Basin, China. *Environmental Science*, 1-17 (in Chinese with English abstract).
- 宋建波,武春友,2010.城市化与生态环境协调发展评价研究——以长江三角洲城市群为例.中国软科学,(2):78-87
- Song, J.B, Wu, C.Y, 2010. The Study on Evaluation of Coordinated Development between Urbanization and Ecological Environment among City Cluster in the Yangtze River Delta. *China Soft Science*, (2):78-87 (in Chinese with English abstract).
- 邵姗姗,朱蕾,刘俏,刘津宁,杨婷婷,2025. InVEST 模型应用研究热点与趋势的文献计量分析.环境保护科学,51(01):1-9
- Tai, S.S, Zhu, L, Liu, Q, Liu, J.N, Yang, T.T, 2025. Bibliometric Analysis of the Hot Spots and Trends of InVEST Model Application Research. *Environmental Protection Science*, 51(01):1-9 (in Chinese with English abstract).
- 王家庭,谢郁,马洪福,蔡思远,2019.中国城市蔓延的多指标指数测度研究——基于快速城镇化的背景.城市规划,43(06):9-19
- Wang, J.T, Xie, Y., Ma, H.F, Cai, S.Y, 2019. Measuring China's Urban Sprawl in the Rapid Urbanization Period by Multi-Indicator Index Method. *City Planning Review*, 43(06):9-19 (in Chinese with English abstract).
- 王兰,李小娟,和继军,刘一哲,2025.基于 InVEST 模型的山东省临沂市土壤保持能力时空变化及其影响因素.水土保持通报,45(01):337-345+356
- Wang, L, Li, X.J, He, J.J, Liu, Y.Z, 2025. Spatiotemporal Changes and Influencing Factors of Soil Conservation Capacity in Linyi City of Shandong Province Based on InVEST model. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 45(01):337-345+356 (in Chinese with English abstract).
- 徐涵秋,2013.城市遥感生态指数的创建及其应用.生态学报,33(24):7853-7862
- Xu, H.Q, 2013. A Remote Sensing Urban Ecological Index and its Application. *Acta Ecologica Sinica*, 33(24):7853-7862 (in Chinese with English abstract).

于德永,2025.生态系统服务研究进展.北京师范大学学报(自然科学版),61(01):108-117
Yu, D.Y,2025.Advances in Ecosystem Services Research.*Journal of Beijing Normal University (Natural Science)* ,61(01):108-117(in Chinese with English abstract).