

基于 kNDVI 与结构方程模型的洞庭湖区 植被覆盖时空变化及驱动机制分析

陈创^{1,2}, 郭军^{1,2,3}, 陈烜⁴, 汪孝贤⁵, 李墨馨³, 李琨^{1,2}, 曾剑^{1,2}, 向莉^{1,2}

[1. 中国地质调查局长沙自然资源综合调查中心, 湖南长沙 410600; 2. 黄山水土资源
野外科学观测研究站, 安徽黄山 245000; 3. 中国地质大学(武汉)资源学院, 湖北武汉 430074;
4. 黑龙江科技大学建筑工程学院, 黑龙江哈尔滨 150022; 5. 兰州大学资源环境学院, 甘肃兰州 730000]

摘要: [目的] 探究 2000—2022 年洞庭湖区植被覆盖度的时空演变趋势及其驱动机制, 识别关键影响因素及其贡献程度, 为区域生态恢复和可持续发展提供科学参考。[方法] 基于 Google Earth Engine 云平台, 利用 MOD13A1 V6 数据构建核归一化植被指数(kernel normalized difference vegetation index, kNDVI), 综合应用 Theil-Sen Median 趋势分析、Mann-Kendall 检验、Hurst 指数及结构方程模型(structural equation model, SEM), 系统分析洞庭湖区 kNDVI 的时空变化特征, 并综合评估气候因子、人类活动和地形因子的耦合作用机制。[结果] ① 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 整体呈上升趋势(0.025/10 a, $p < 0.001$), 空间呈东、南、西部高而中北部较低的格局。② 植被覆盖以改善为主, Hurst 指数预测持续改善区域占 57.87%, 持续稳定区域占 38.97%, 持续退化区域占 3.61%。③ 结构方程模型显示, 各驱动因子对 kNDVI 变化的总效应表现为: 夜间灯光 > 人口密度 > 高程 > 坡度 > 土地利用 > 土壤含水量 > 气温 > 坡向 > 降水。[结论] 近 23 年来洞庭湖区植被覆盖状况总体改善, 人类活动是植被变化的最主要负向驱动因素, 气候因子起正向促进作用, 地形因子的影响相对有限。

关键词: kNDVI(核归一化植被指数); 结构方程模型(SEM); 植被覆盖; 时空变化; 驱动因素; 洞庭湖区
文献标识码: A **文章编号:** 1000-288X(2026)02-0146-09 **中图分类号:** X87, P208

文献参数: 陈创, 郭军, 陈烜, 等. 基于 kNDVI 与结构方程模型的洞庭湖区植被覆盖时空变化及驱动机制分析[J]. 水土保持通报, 2026, 46(2): 146-154. Chen Chuang, Guo Jun, Chen Da, et al. Spatiotemporal changes and driving mechanisms of vegetation cover in Dongting Lake area based on kNDVI and structural equation model [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2026, 46(2): 146-154.

DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2026.02.039

CSTR: 32312.14.stbctb.2026.02.039

Spatiotemporal changes and driving mechanisms of vegetation cover in Dongting Lake area based on kNDVI and structural equation model

Chen Chuang^{1,2}, Guo Jun^{1,2,3}, Chen Da⁴, Wang Xiaoxian⁵, Li Moxin³, Li Kun^{1,2}, Zeng Jian^{1,2}, Xiang Li^{1,2}

[1. Changsha General Survey of Natural Resources Center, China Geological Survey, Changsha, Hunan 410600, China; 2. Huangshan Observation and Research Station for Land-Water Resources, Huangshan, Anhui 245000, China; 3. School of Resources, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan, Hubei 430074, China; 4. School of Architecture and Civil Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150022, China; 5. College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000, China]

Abstract: [Objective] The spatiotemporal evolution trends and driving mechanisms of vegetation cover in the Dongting Lake area from 2000 to 2022 were investigated, in order to identify key influencing factors and their contribution levels, and provide scientific references for regional ecological restoration and sustainable development. [Methods] Based on the Google Earth Engine cloud platform, the kernel normalized difference

收稿日期: 2025-10-30

修回日期: 2025-11-20

采用日期: 2025-12-18

资助项目: 中国地质调查局项目“洞庭湖湿地生态修复综合调查”(DD20230478); “平江县土地质量地球化学调查”(DD20251116); 湖南省重点研发计划项目“洞庭湖区地表基岩成层过程碳源/汇效应与固碳潜力研究”(2023SK2066); 湖南省矿山固碳增汇工程技术研究中心开放资助项目(2024KSGTZH02)

第一作者: 陈创(1993—), 男(汉族), 湖南省衡阳市人, 学士, 助理工程师, 主要从事生态环境遥感方面的研究。Email: chenchuang@mail.cgs.gov.cn.

通信作者: 向莉(1995—), 女(土家族), 湖南省张家界人, 硕士, 工程师, 主要从事定量遥感方面的研究。Email: 577535751@qq.com.

vegetation index (kNDVI) was constructed using MOD13A1 V6 data. The Theil-Sen Median trend analysis, Mann-Kendall test, Hurst index, and structural equation model (SEM) were integrated to systematically analyze the spatiotemporal variation characteristics of kNDVI in the Dongting Lake area. The coupling mechanisms among climatic factors, human activities, and topographic factors were comprehensively assessed. [Results] ① From 2000 to 2022, the kNDVI in the Dongting Lake area showed an overall increasing trend (0.025/10 a, $p < 0.001$), with a spatial pattern of higher values in the eastern, southern, and western parts and lower values in the central and northern parts. ② Vegetation cover exhibited persistent improvement, with the Hurst index predicting that persistently improved areas accounted for 57.87%, persistently stable areas for 38.97%, and persistently degraded areas for only 3.61%. ③ The SEM demonstrated that the total effects of driving factors on kNDVI changes were ranked as follows: nighttime light > population density > elevation > slope > land use > soil moisture > temperature > aspect > precipitation. [Conclusion] Over the past 23 years, vegetation cover in the Dongting Lake area has shown overall improvement. Human activities are the primary negative driving factor of vegetation change, climatic factors play a positive promoting role, and the effects of topographic factors remain relatively limited.

Keywords: kNDVI (kernel normalized difference vegetation index); structural equation model (SEM); vegetation cover; spatiotemporal changes; driving factors; Dongting Lake area

植被覆盖是衡量区域生态环境质量与土地利用状况的关键指标,在生态学与地理学研究中一直备受关注。传统的植被覆盖度评估方法(如生态足迹法、指数评价法等)由于存在数据获取难度大、效率偏低以及区域适应性较弱等局限,难以实现大范围、长时序的监测要求。遥感技术的进步为植被研究开辟了新途径^[1]。作为两种最常用的植被指数,基于归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI)的研究在揭示中国乃至全球植被覆盖时空变化方面已取得一定成果。然而,NDVI与EVI自身仍存在一定局限,尤其在大气噪声干扰、土壤背景影响及指数饱和等方面容易产生误差^[2]。近年来,Camps-Valls等^[3]提出了核归一化植被指数(kernel normalized difference vegetation index, kNDVI),通过引入核方法改进了NDVI的计算方式,使其在多种地表类型中表现更加稳健,尤其适用于植被结构复杂或过渡特征明显的区域^[4]。

洞庭湖区是长江中下游重要的粮食生产基地和生态功能区,其植被覆盖度的变化直接关系到粮食生产安全和生态安全。许多学者分析了洞庭湖区植被覆盖度与环境因子的耦合关系。例如,符静等^[5]基于NDVI研究了洞庭湖流域植被覆盖的时空变化特征,并结合气象数据量化了气候因子对植被覆盖的影响。邹桃红等^[6]利用Theil-Sen Median趋势分析和Mann-Kendall检验,研究了2000—2021年洞庭湖流域EVI的时空变化趋势,并借助地理探测器揭示了主要自然驱动因素。总体而言,现有研究主要基于NDVI和EVI,而在南方丘陵高植被覆盖区,

kNDVI相比传统指数更能精准反映植被动态^[7]。此外,对不同因子在植被演变中的作用机制尚缺乏系统探讨,尤其对自然因素与人类活动的综合驱动机制的认识仍不够深入。结构方程模型(structural equation model, SEM)是一种基于变量协方差结构的多元统计分析方法,有机结合了因子分析与路径分析。能够有效分析多个自变量与因变量的复杂交互关系,更深入地揭示其内在驱动机制^[8]。将SEM应用于植被动态研究,可对植被覆盖动态的变化进行全面的分析。

因此,本研究基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台,利用2000—2022年的kNDVI数据集,综合运用泰尔-森中值趋势分析(Theil-Sen median)、曼-肯德尔检验(Mann-Kendall test, MK)及赫斯特指数(Hurst)等方法,系统分析洞庭湖区近23 a的植被覆盖度时空变化特征及其未来发展趋势,并引入SEM模型,量化地形、气候和人类活动变化对植被动态变化的相对贡献,研究结果可为洞庭湖区的可持续发展、生态保护和恢复提供更加精准的数据支撑与决策参考。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

洞庭湖区地处湖南省北部,范围涵盖常德市全境,岳阳市(除平江县)、益阳市(除安化县),以及长沙市望城区等23县(市、区),土地总面积 $3.73 \times 10^4 \text{ km}^2$,2022年常住总人口约 1.33×10^7 人,地区生产总值达 1.15×10^{12} 元,占湖南省经济总量的24%。是中国重要的大宗农产品主产区。该区域地势向洞庭湖盆地

阶梯状倾斜,地貌呈现明显的分带特征:自外围山岳,经丘陵岗地,至中部的河湖冲积平原(图1)。全区最高点位于石门县壶瓶山,海拔为2 098.7 m,最低点为临湘市黄盖湖,地面高程为21.0 m。湖区年均气温16.6℃,亚热带季风湿润气候,年均降水量1 400 mm,区内水系网络密集,是湘、资、沅、澧四水的汇聚地,拥有中国第二大淡水湖,经城陵矶连通长江,具有重要的水文调节和生态平衡功能^[9]。研究区中部及北部以耕地为主,东、南、西三面多分布林地;全区植被类型以亚热带常绿阔叶林占绝对优势。

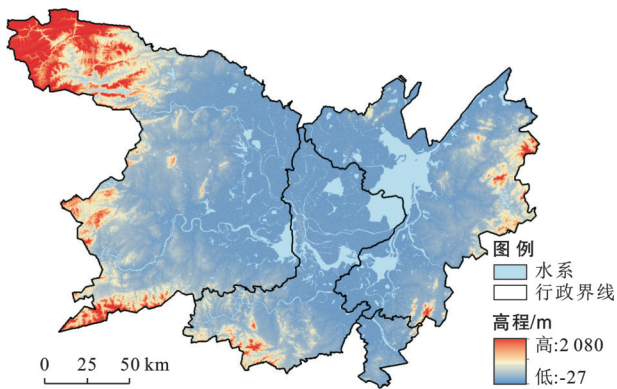


图1 洞庭湖区地形及水系分布

Fig.1 Topography and river system distribution of Dongting Lake area

1.2 数据来源及预处理

利用MOD13A1 V6数据集获取洞庭湖区植被覆盖数据(表1),通过在GEE平台上逐像素计算kNDVI数据,最终获得2000—2022年23幅kNDVI图像。用图像中kNDVI的年中位数像元代表2000—2022年相关年份植被的总体状况。进而以kNDVI值为因变量,年份为自变量,运用线性回归的方法计算2000—2022年kNDVI的变化趋势。对植被变化显著的区域进行*f*检验,选取kNDVI趋势斜率显著($p < 0.05$)的像元作为构建SEM的目标样本。

选取代表气候因子、人类活动及地形因子的9个变量,所有数据均统一投影至WGS 1984_UTMZone_49 N坐标系,并采用最近邻法重采样至250 m空间分辨率,行列号与kNDVI数据保持一致。使用ArcGIS 10.8中“Spatial Analyst”模块的“slope”和“aspect”功能,从DEM中计算出坡度和坡向,通过剔除水体区域,选取2 km×2 km网格的中心点,并去除缺失值,最终提取了 5.09×10^3 个有效样本点。针对土地利用变化情况,将2000—2022年土地利用类型发生改变的像元标记为0,未变化的像元记为1,提取各采样点对应的土地利用变化属性值。

表1 研究数据基本信息

Table 1 Basic information of research data

类型	影响因素	分辨率	时期/年	数据源
kNDVI	植被指数	250 m	2000—2022	MOD13A1 V6数据集(www.lpdac.usgs.gov/products/mod13a1 v006/)
	降水(Pre)	1 km	2000—2022	国家青藏高原科学数据中心
气候因子	气温(Temp)	1 km	2000—2022	(www.data.tpdac.ac.cn/home)
	土壤含水量(SMC)	250 m	2019	(www.zenodo.org/records/2 784 001)
人类活动因子	土地利用(LUCC)	30 m	2000—2022	中国科学院资源环境科学数据中心
	人口密度(Pop)	1 km	2000—2022	地球资源云(www.gis5 g.com)
	夜间灯光(NTL)	500 m	2000—2022	国家地球系统科学数据中心(geodata.nnu.edu.cn)
地形因子	高程(DEM)	30 m	2020	地理空间数据云(www.gscloud.cn)
	坡度(Slope)	30 m	2020	地理空间数据云(www.gscloud.cn)
	坡向(Asp)	30 m	2020	地理空间数据云(www.gscloud.cn)

2 研究方法

基于kNDVI数据,结合气候因子、人类活动及地形因子,采用Theil-Sen趋势分析、Mann-Kendall检验及Hurst指数方法,对洞庭湖区植被覆盖区域($kNDVI \geq 0.1$)的空间分布、时序变化趋势及其可持续性特征进行系统分析。运用结构方程模型(SEM)定量解析植被变化的驱动机制。

(1) kNDVI计算。

$$kNDVI = \frac{k(n, n) - k(n, r)}{k(n, n) + k(n, r)} \quad (1)$$

式中: n 和 r 分别为近红外和红色通道的反射率,核函数 k 衡量这两个波段的相似性。本研究在所有情况下都使用RBF核, $k(a, b) = \exp[-(a - b)^2 / (2\sigma^2)]$,其中 σ 参数控制近红外波段和红光波段的距离。这个核函数引起一个重要的简化。

$$kNDVI = \tanh \left[\left(\frac{NIR - red}{2\sigma} \right)^2 \right] \quad (2)$$

式中: σ 是一个长度尺度参数, 可以通过调整以反映 kNDVI 对植被密度的非线性敏感性; NIR 代表近红外波段反射率; red 为红光波段反射率。将其简化为 $\sigma = 0.5(\text{NIR} + \text{red})$ 后, kNDVI 的最终计算公式为

$$\text{kNDVI} = \tanh(\text{NDVI}^2) \quad (3)$$

(2) Theil-Sen median 趋势分析和 Mann-Kendall 检验。Theil-Sen Median 方法也称为 Sen 斜率估计, 在处理非参数统计趋势时具有较强的稳健性。该方法计算高效, 对测量误差和异常值不敏感, 尤其适用于长时间序列的数据趋势评估^[10]。Theil-Sen median 趋势通过计算所有 $n(n-1)/2$ 个数据组合斜率的中位数实现, 计算公式为

$$S_{\text{kNDVI}} = \text{median}\left(\frac{\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i}{j - i}\right) \quad (2000 \leq i < j \leq 2022) \quad (4)$$

当 $S_{\text{kNDVI}} > 0$ 时, 表示 kNDVI 呈上升趋势, 反之则为下降趋势。Mann-Kendall 检验作为一种非参数统计方法, 用于评估趋势的显著性, 该方法不要求样本服从特定分布, 且对异常值具有较强的抵抗能力^[11]。其计算公式为

设定 $\{\text{kNDVI}_i\}, i = 2000, 2001 \dots 2022$

$$\text{定义 } Z \text{ 统计量为 } Z = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S > 0) \\ 0 & (S = 0) \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{var}(S)}} & (S < 0) \end{cases}$$

$$\text{其中, } S = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{i=j+1}^n \text{sgn}(\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i) \quad (5)$$

$$\text{sgn}(\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i) = \begin{cases} 1 & (\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i > 0) \\ 0 & (\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i = 0) \\ -1 & (\text{kNDVI}_j - \text{kNDVI}_i < 0) \end{cases}$$

$$\text{var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \quad (6)$$

式中: S 为统计量; kNDVI_i 和 kNDVI_j 分别为第 i 年和第 j 年像元的 kNDVI 值, n 为时间序列长度; sgn 为符号函数; 统计量 Z 的取值范围为 $(-\infty, +\infty)$ 。在给定显著性水平 α 下, 若 $|Z| > u_{1-\alpha/2}$, 则表明该时间序列在 α 水平上变化显著。通常取 $\alpha = 0.05$, 本研究在 0.05 的置信水平下对 kNDVI 时间序列变化趋势的显著性进行评估。

(3) Hurst 指数。Hurst 指数是分析时间序列长期相关性的重要指标, 已在多个学科领域中得到广泛应用^[12], 近年来, 该指数在植被覆盖动态变化研究中也展现出重要的应用价值。其具体计算公式如下:

针对时间序列 $\{\text{kNDVI}(t)\}, t = 1, 2 \dots n$, 首先定义均值序列:

$$\overline{\text{kNDVI}}_{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} \text{kNDVI}(t) \quad (\tau = 1, 2 \dots n) \quad (7)$$

累积离差序列定义为

$$X_{(t,\tau)} = \sum_{i=1}^t (\text{kNDVI}_{(t)} - \overline{\text{kNDVI}}_{(\tau)}) \quad (1 \leq t \leq \tau) \quad (8)$$

极差序列定义为

$$R_{(\tau)} = \max_{1 \leq t \leq \tau} X_{(t,\tau)} - \min_{1 \leq t \leq \tau} X_{(t,\tau)} \quad (\tau = 1, 2 \dots n) \quad (9)$$

标准差序列定义为

$$S_{(\tau)} = \left[\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (\text{kNDVI}_{(t)} - \overline{\text{kNDVI}}_{(\tau)})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (\tau = 1, 2 \dots n) \quad (10)$$

对于比值 $R_{(\tau)}/S_{(\tau)} \triangleq R/S$, 若满足关系 $R/S \propto \tau^H$, 则表明该时间序列存在 Hurst 现象, 其中 H 为 Hurst 指数。 H 的估计值可通过最小二乘拟合方程 $\lg(R/S)_n = a + H \times \lg(n)$ 得到。

kNDVI 序列的持续性特征可利用 Hurst 指数 (H 值) 进行判别。Hurst 指数的取值可分为 3 种情况: 当 H 值越接近 0, 表明数据呈现明显的反持续性, 即未来变化趋势与过去相反; 当 $0 < H < 0.5$, 数据呈现反持续性; 若 $0.5 < H < 1$, 则反映序列具有持续性, 未来变化与过去趋势一致; H 越接近 1, 持续性越强; 而当 $H = 0.5$, 说明 kNDVI 时间序列为随机序列, 不存在长期相关性。

(4) 结构方程模型 (SEM)。SEM 是一种多元数据分析方法, 包括因子分析、回归、路径分析和联立方程建模。在构建 SEM 时, 合理的概念模型是必不可少的^[13]。本研究以洞庭湖区 2000 年的 kNDVI 为起点, 假设气候的连续变化会引起植被覆盖度的变化, 人类活动会影响气候变化, 自然地形条件可能对植被覆盖度的变化有直接影响。以气候因子 (降水、气温和土壤含水量)、地形因子 (高程、坡度和坡向)、人类活动 (人口密度、土地利用和夜间灯光) 为驱动因素, 构建概念化的 SEM (图 2)。

利用 R.3.5.0 中 “lavaan” 软件包的 sem 函数, 基于校准样本点, 采用最大似然估计法进行结构方程建模^[14]。采用比较拟合指数 (comparative fit index, CFI)、拟合优度指数 (goodness of fit index, GFI)、增量拟合指数 (incremental fit index, IFI)、近似均方根误差 (root mean square error of approximation, RMSEA) 和标准化残差均方根 (standardized residual mean root, SRMR) 5 个指标评价模型最佳拟合优度。通常认为, CFI, GFI 和 IFI 越接近 1, RMSEA 和 SRMR 越接近 0, 表示模型拟合较好。

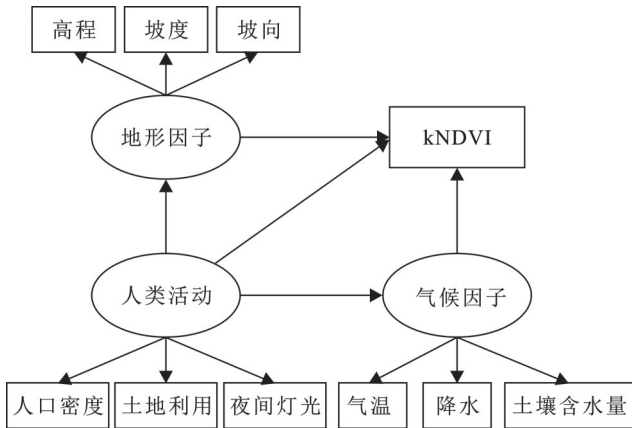


图2 洞庭湖区 2000—2022 年 kNDVI 变化概念结构方程模型
Fig.2 Conceptual structural equation model of kNDVI changes in Dongting Lake area (2000—2022)

得到最终的建模结果后,各路径均提供相应的标准化回归系数。直接效应是自变量的路径系数直接指向因变量,间接效应是每个间接影响路径的和,总效应等于直接效应加间接效应。

3 结果与分析

3.1 植被覆盖度的时空格局与演变特征

3.1.1 植被覆盖度的空间分布特征

利用 2000—2022 年洞庭湖区年均 kNDVI 数据,计算出 23 a 均值,绘制平均 kNDVI 空间分布图(图 3)。研究表明,kNDVI 分布呈现东、南、西部偏高,而北部和中部偏低的格局。东、南和西部地区的海拔较高,属于半湿润气候,植被类型主要为常绿阔叶林,包含大面积林地,森林覆盖率高,因此 kNDVI 值普遍较高;而中部和北部则以洞庭湖平原为主,植被类型多为低覆盖草地和耕地,因此 kNDVI 值较低。多年 kNDVI 平均值高达 0.5 以上。kNDVI 值低于 0.1 的无植被覆盖区域主要分布在中部平原,主要为水塘、湖泊、河流及滩涂等水体。

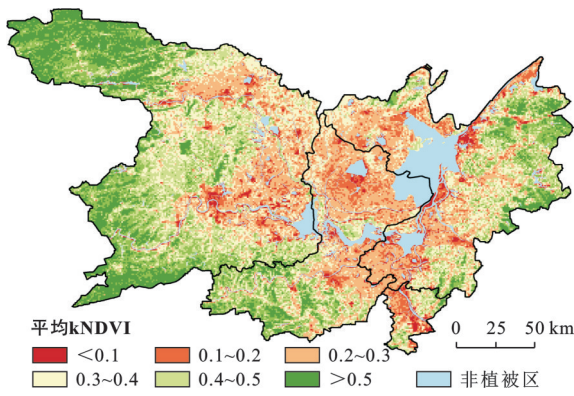


图3 洞庭湖区 2000—2022 年平均 kNDVI 空间分布
Fig.3 Spatial distribution of average kNDVI in Dongting Lake area (2000—2022)

根据 23 a kNDVI 平均值的分级统计结果,研究区非植被区($kNDVI < 0.1$)占总面积的 11.7%,植被覆盖区占 88.3%。在植被覆盖区内,低覆盖区($0.1\sim0.3$)占比最高,为 55.7%;中高覆盖区($kNDVI > 0.3$)占 44.3%。其中,中覆盖度($0.3\sim0.4$)占 25.07%,中高覆盖度($0.4\sim0.5$)占 17.6%,而高覆盖度($kNDVI > 0.5$)仅占 1.63%。

3.1.2 植被覆盖度的时间变化特征

为分析洞庭湖区 kNDVI 的时序变化特征,采用线性回归趋势检验(ordinary least squares, OLS),对 2000—2022 年的年均 kNDVI 数据进行趋势分析。分析结果表明(图 4),洞庭湖区年均 kNDVI 值在 0.448~0.533 区间内波动,均值为 0.499,呈显著上升趋势,增速为 0.025/10 a ($p < 0.001$)。其中,2000—2007 年 kNDVI 值波动明显,但趋势不显著;而 2013—2022 年,kNDVI 值呈显著上升趋势,表明区域植被生长状况的持续改善。

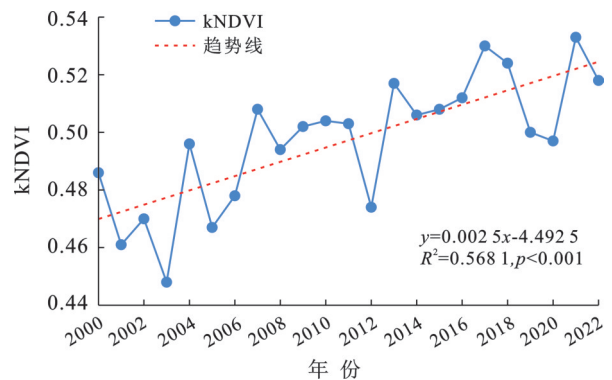


图4 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 年际变化趋势
Fig.4 Interannual trends of kNDVI in Dongting Lake area (2000—2022)

3.1.3 植被覆盖度变化趋势

采用 Theil-Sen 趋势分析与 Mann-Kendall 检验相结合的方法^[15],系统分析 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 变化趋势的空间分异特征。鉴于 S_{kNDVI} 值严格等于 0 的情况极为罕见,基于 S_{kNDVI} 的实际分布特征,将 S_{kNDVI} 值在 $[-0.0005, 0.0005]$ 区间的划定稳定区, $S_{kNDVI} \geq 0.0005$ 视为改善区, $S_{kNDVI} \leq -0.0005$ 视为退化区。同时,基于 Mann-Kendall 检验在 0.05 显著性水平下的结果,将变化趋势分为显著变化 ($Z > 1.96$ 或 $Z < -1.96$) 与非显著变化 ($-1.96 \leq Z \leq 1.96$) 两类。通过融合 Theil-Sen 趋势与 Mann-Kendall 检验的分类结果^[16],在像元尺度上构建 kNDVI 变化趋势数据集,并将其划分为 5 种变化类型(表 2)。结果表明,研究区内植被覆盖呈改善趋势的区域占总植被面积的 72.12%,稳定区占 11.62%,退化区占 15.62%。

表 2 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 变化趋势统计
Table 2 Statistics of kNDVI trends in Dongting Lake area (2000—2022)

S_{kNDVI}	Z 值	kNDVI 趋势变化	面积占比/%
≥ 0.0005	≥ 1.96	显著改善	54.82
≥ 0.0005	-1.96~1.96	轻度改善	17.30
-0.0005~0.0005	-1.96~1.96	稳定不变	11.62
< -0.0005	-1.96~1.96	轻度退化	14.51
< -0.0005	< -1.96	显著退化	1.77

2000—2022 年,洞庭湖区植被改善的范围明显大于植被退化的区域(图 5)。严重退化的植被区域主要位于洞庭湖平原的华容县南部、澧县南部、岳阳楼区、赫山区以及长沙市望城区等城镇和农业耕作区;轻度退化区集中分布在洞庭湖平原的中部及北部地区。空间分析表明,植被退化与人类活动强度呈显著正相关,集中体现为城镇化扩张与农业开发的驱动作用。稳定不变地区在区内呈现零散分布;植被改善的区域主要分布在岳阳市的东部、益阳市的南部和常德市西部等森林高覆盖地区。

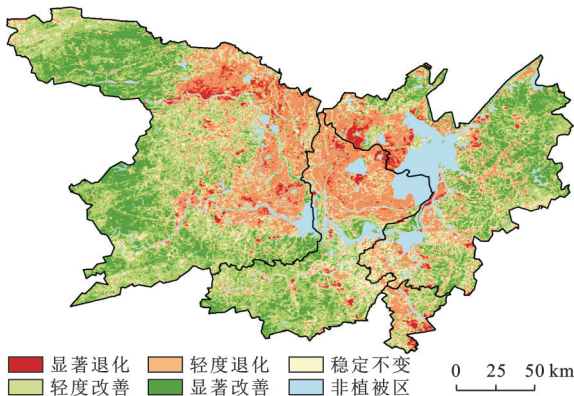


图 5 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 空间变化趋势分布
Fig.5 Spatial distribution of kNDVI trends in Dongting Lake area (2000—2022)

3.1.4 植被覆盖度变化的可持续性

2000—2022 年,洞庭湖区 kNDVI 的 Hurst 指数均值为 0.46,空间分布特征显示 Hurst 指数 < 0.5 的区域占 31.48%,而 Hurst 指数 > 0.5 的区域占 68.52%,表明研究区植被覆盖 kNDVI 具有明显的正向持续性特征。为深入分析植被动态变化及其持续性,结合 kNDVI 变化趋势与 Hurst 指数分析结果^[17],建立变化趋势-持续性相耦合的分析框架。依据耦合分析结果,将研究区划分为 5 种类型:①持续性-显著退化型;②持续性-轻度退化型;③持续性-稳定型;④持续性-轻度改善型;⑤持续性-显著改善型(图 6)。

由图 6 可知,洞庭湖区持续性改善的区域占比最高,比例达到 57.87%,主要分布在常德市西部、岳阳市东部及益阳市南部等高海拔森林地区;持续稳定不变的区域组合面积占 38.97%,主要集中在常德市东部、益阳市中部和北部以及岳阳市的大部分地区;而持续退化区域仅占 3.61%,主要集中于常德市、岳阳市、益阳市和长沙市望城区等城镇地区,主要受工业化进程及城市扩张的影响,植被覆盖明显降低。

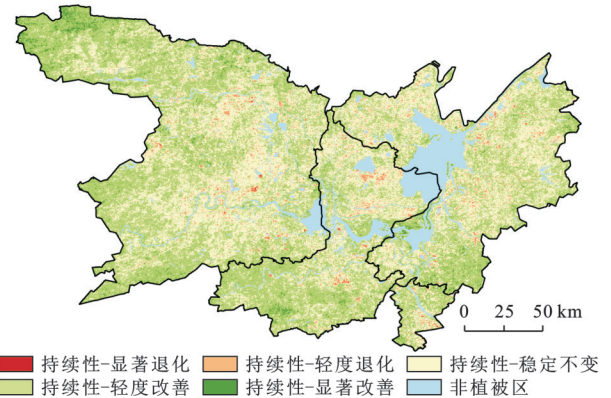


图 6 洞庭湖区 kNDVI 变化趋势与持续性空间分布
Fig.6 Spatial distribution of kNDVI trends and persistence in Dongting Lake area

3.2 基于结构方程模型的植被覆盖度驱动机制

构建的洞庭湖区最终拟合的 SEM 模型(图 7)拟合优化指标均满足要求(CFI=1.000, GFI=0.997, IFI=1.000, RMSEA=0.000, SRMR=0.013),说明 SEM 与数据拟合较好。研究结果表明,气候因子、人类活动和地形因子对 kNDVI 变化的总影响分别为 0.27, -0.32 和 -0.08,气候因子通过与土地利用、夜间灯光和人口密度的交互作用影响植被指数变化,影响系数分别为 -0.02, -0.21 和 -0.09;因子中,夜间灯光和人口密度对植被指数变化只有直接影响,影响系数分别为 -0.21 和 -0.09,而土地利用通过与气温、夜间灯光的交互作用影响植被指数变化,影响系数分别为 0.10 和 -0.17;地形因子对 kNDVI 变化的间接影响有 2 条路径,一条是通过人类活动影响 kNDVI 的变化,另一条是通过气候因子影响 kNDVI 的变化,地形因子中,高程、坡度和坡向对 kNDVI 变化的间接影响分别为 -0.13, -0.10, 0.03。综上所述,人类活动对 kNDVI 变化的驱动作用最大。

3.2.1 气候因子对 kNDVI 的影响

SEM 分析表明,年平均气温、年降水量和土壤含水量对 kNDVI 变化的直接影响系数分别为 0.01, 0.22, 0.06。其中,降水对 kNDVI 的影响最为显著,洞庭湖区属于亚热带湿润气候带,充足的水分对植被生长有促进作用。但同时,极端降水事件会引发土壤侵

蚀,破坏植被生境,降低 kNDVI^[18]。平均气温对 kNDVI 变化的直接影响较小,在全球变暖的背景下,人们普遍认为较高的温度会对植被生长产生积极影响并增强光合作用^[19],但持续高温引起土壤水分蒸发,从而抑制植被生长^[20]。同时,年平均气温变化与年降水变化也存在显著的交互作用,相关系数为 0.53。此外,土壤含水量也是制约植被生长的关键因素,在洞庭湖地区的湿地与农田生态系统中尤为重

要。农田对气候变化更为敏感,土壤含水量的波动易影响作物根系吸收与光合作用,从而影响 kNDVI。总体而言,2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 变化非单一因素驱动,而是通过与人类活动交互作用影响。降水通过土地利用政策(如退田还湿)间接提升 kNDVI;气温升高则可能因城市扩张而引起 kNDVI 下降;土壤含水量通过影响人口分布和农业活动,对 kNDVI 产生复杂影响。

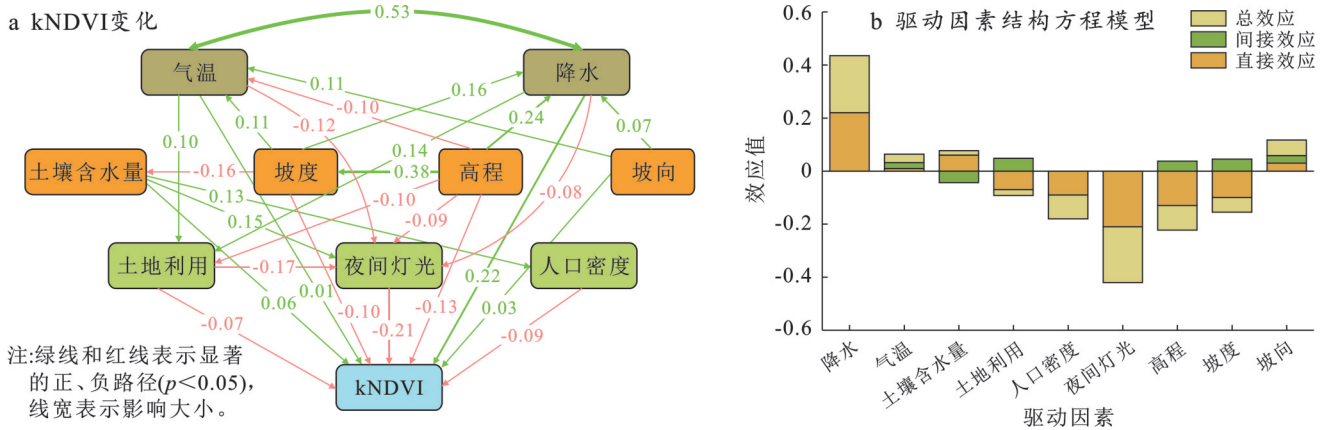


图 7 洞庭湖区 2000—2022 年 kNDVI 变化及其驱动因素结构方程模型

Fig.7 Structural equation model of kNDVI changes and their driving factors in Dongting Lake area (2000—2022)

3.2.2 人类活动对 kNDVI 的影响

夜间灯光和人口密度的增加对 kNDVI 的影响较大。夜间灯光是捕捉流动和不明显的人类活动的有效数据,人口密度常被作为表征人类活动强度的关键指标,而土地利用则表征人类对土地资源的具体利用方式,例如用于定居点、种植粮食或生产经济产品。洞庭湖区的土地利用以耕地为主,城市、农村和工业交通用地增加,其通过间接对夜间灯光的影响导致 kNDVI 的减少。随着经济社会的迅速发展,人为因素对植被变化的影响越来越显著,不合理的耕作和城市扩张会使植被退化,而生态工程项目的实施会使植被得到改善^[21]。

3.2.3 地形因子对 kNDVI 的影响

地形不仅直接影响植被覆盖度变化,而且不同程度地影响温度、降水和人类活动,从而影响植被变化^[22]。然而,以往的研究大多只考察地形对植被覆盖变化的直接影响^[23],未考虑其间接影响。一方面,地形直接影响土地利用类型的空间分布,洞庭湖区不同海拔植被类型差异明显,海拔 200 m 以下,植被以农田为主,随着海拔的升高,以林地或草地为主。另一方面,地形影响气象条件,对植被生长和分布产生影响。例如,海拔越高,年平均气温越低,年降水量增加越快,因此,地形因素通过降水和温度在一定程度上影响和制约植被的年际变化。此外,坡度可

以通过改变地表径流来影响植被生长^[24],通常坡度越陡,植被覆盖度越低。

基于 SEM 量化地形因子、气候因子和人类活动对洞庭湖区 kNDVI 变化的影响,发现人类活动(夜间灯光、人口密度和土地利用)是植被覆盖增减的主要控制因素。总体而言,人类活动变化对 kNDVI 变化具有负向影响,主要表现为快速城市化将大量农田转化为建设用地。其中,岳阳市是湖南省第二大经济体、国家港口型物流枢纽和省域副中心城市,而常德市则是湖南省第三大经济体和湘西北中心城市,经济的快速发展,导致城市规模逐步扩大。另一方面,人类活动对 kNDVI 变化有正向影响。李泳君等^[25]对长江流域的研究也发现,与生态修复工程相关的土地利用变化是长江流域植被改善的主要驱动力。2000—2022 年,洞庭湖区实施一系列生态修复工程。如 2018 年湖南省启动的“洞庭湖生态环境专项整治”,以及 2020 年实施的“洞庭湖区耕地保护与生态修复协同方案”。

4 讨论

基于 GEE 平台,综合运用 Theil-Sen 趋势分析、Mann-Kendall 检验与 Hurst 指数方法,探究 2000—2022 年洞庭湖区 kNDVI 动态变化和驱动机制。研究结果表明,洞庭湖区 kNDVI 呈波动上升趋势

(0.025/10 a),这与孙颖等^[26]在洞庭湖流域的研究结果一致,均表明该区域植被覆盖状况总体改善。空间分布上呈现明显的异质性特征,表现为东、南、西部高值而中部和北部低值的分布格局。通过结构方程模型(SEM)定量解析发现,人类活动表现出较强的负向效应,这与长江中下游“土地利用主导植被动态”的结论^[27]高度吻合,进一步证实人类活动在植被变化中的核心驱动作用。但荣维康等^[28]研究表明,林地保留和耕地转林地的过程显著提升植被覆盖度,说明生态政策可部分抵消人类活动的负面效应。气候因子中,降水(0.22)对植被的促进作用强于气温(0.03),这一响应特征与中国西南等高海拔地区形成鲜明对比,可能源于地形因素对气温变化的调节作用^[29]。地形因子分析显示,海拔(-0.09)和坡度(-0.05)通过调控人类活动空间分布产生间接影响,这一结果与饶雨晨等^[30]在湖南省发现的山区高覆盖(>0.75)、平原低覆盖空间格局相互印证。Hurst指数表明,未来植被变化以持续改善为主,持续稳定区域次之,湖区中部和北部经济活动较为密集,未来植被覆盖呈持续减少趋势,建议在持续退化区域严格控制生态红线,建设城市绿地系统及生态廊道,实现经济发展与生态环境协同治理。

本研究仍存在若干局限性。首先采用的250 m分辨率数据难以捕捉跨尺度影响因素的复杂性与差异性。其次,对kNDVI变化的潜在驱动因子选择不够全面。因此,未来的研究将根据不同地理环境、不同植被类型和气候环境的差异,使用高分辨率影像(如Sentinel-2),纳入具有区域维度评价的因子并对研究区域进行进一步细化,充分考虑多种因素对植被覆盖变化的影响,更精准解析植被覆盖变化的驱动机制。

5 结论

(1) 2000—2022年洞庭湖区kNDVI整体呈上升趋势(线性趋势为0.025/10 a),但空间分异显著,东、南、西部植被覆盖率较高,而中部和北部地区植被覆盖率较低。

(2) 洞庭湖区近23 a来植被kNDVI以改善为主,区域占比达72.12%,保持稳定不变区域占11.62%,而退化区域占15.62%。Hurst指数表明,持续改善区域占57.87%,持续稳定区域占38.97%,持续退化区域占3.61%。

(3) kNDVI变化受到人类活动、气候和地形多因素综合作用。其中,人类活动强度对kNDVI具有显著负向影响,特别在城镇扩张区域表现尤为突出。而生态修复工程(如退田还湿)对其有一定缓冲作用;气

候因子中,降水直接促进植被生长,而气温升高通过增加蒸发间接抑制kNDVI;地形因子则通过调控水热分布和人类活动空间分布间接影响植被kNDVI。

参考文献(References)

- [1] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 18-27.
- [2] 白燕英,高聚林,张宝林.基于NDVI与EVI的作物长势监测研究[J].*农业机械学报*, 2019, 50(9): 153-161. Bai Yanying, Gao Julin, Zhang Baolin. Monitoring of crops growth based on NDVI and EVI [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(9): 153-161.
- [3] Camps-Valls G, Campos-Taberner M, Moreno-Martínez Á, et al. A unified vegetation index for quantifying the terrestrial biosphere [J]. *Science Advances*, 2021, 7(9): eabc7447.
- [4] Feng Xuejuan, Tian Jia, Wang Yingxuan, et al. Spatio-temporal variation and climatic driving factors of vegetation coverage in the Yellow River basin from 2001 to 2020 based on kNDVI [J]. *Forests*, 2023, 14(3): 620.
- [5] 符静,秦建新,张猛,等.2001—2013年洞庭湖流域植被覆盖度时空变化特征[J].*地球信息科学学报*, 2016, 18(9): 1209-1216. Fu Jing, Qin Jianxin, Zhang Meng, et al. Spatial-temporal variations of vegetation coverage in the Lake Dongting basin from 2001 to 2013 [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2016, 18(9): 1209-1216.
- [6] 邹桃红,徐艳艳,陈鹏,等.洞庭湖流域2000—2021年植被覆盖时空动态特征[J].*中国环境科学*, 2024, 44(2): 961-971. Zou Taohong, Xu Yanyan, Chen Peng, et al. Spatiotemporal variations and their driving mechanism of vegetation coverage across Dongting Lake basin from 2000 to 2021 [J]. *China Environmental Science*, 2024, 44(2): 961-971.
- [7] 陈创,聂平静,黄凤寸,等.基于RSEI改进模型的生态环境质量评价及驱动机制研究:以湖南省桃江县为例[J].*水土保持通报*, 2024, 44(3): 159-170. Chen Chuang, Nie Pingjing, Huang Fengcun, et al. Evaluation and driving mechanism of eco-environmental quality based on improved RSEI model: A case study at Taojiang County, Hunan Province [J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2024, 44(3): 159-170.
- [8] 谷正楠,张震,胡克宏,等.基于结构方程模型的安徽省归一化植被指数变化及影响因素分析[J].*科学技术与工程*, 2022, 22(28): 12259-12267. Gu Zhengnan, Zhang Zhen, Hu Kehong, et al. Analysis on the normalized difference vegetation index change and influence factors in Anhui Province based on structural

- equation model [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(28): 12259-12267.
- [9] 施宸皓, 王云燕, 柴立元, 等. 洞庭湖湿地周围表层土壤重金属污染及其人体健康风险评价[J]. *中国有色金属学报*, 2020, 30(1): 150-161.
Shi Chenhao, Wang Yunyan, Chai Liyuan, et al. Assessment of heavy metal and human health risk in surface soils around Dongting Lake wetland, China [J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2020, 30(1): 150-161.
- [10] 蔡博峰, 于嵘. 基于遥感的植被长时序趋势特征研究进展及评价[J]. *遥感学报*, 2009, 13(6): 1170-1186.
Cai Bofeng, Yu Rong. Advance and evaluation in the long time series vegetation trends research based on remote sensing [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(6): 1170-1186.
- [11] 于海英, 陈淑伶, 杨莉琳, 等. 贵阳市近70年气候突变检测及变化趋势分析[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2021, 43(9): 115-123.
Yu Haiying, Chen Shuling, Yang Lilin, et al. Change point detection of climate in Guiyang during the last 70 years and analysis of its change trend [J]. *Journal of Southwest University (Natural Science Edition)*, 2021, 43(9): 115-123.
- [12] 侯西勇, 应兰兰, 高猛, 等. 1998—2008年中国东部沿海植被覆盖变化特征[J]. *地理科学*, 2010, 30(5): 735-741.
Hou Xiyong, Ying Lanlan, Gao Meng, et al. Character of vegetation cover change in China's eastern coastal areas 1998—2008 [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2010, 30(5): 735-741.
- [13] Teferi E, Bewket W, Uhlenbrook S, et al. Understanding recent land use and land cover dynamics in the source region of the Upper Blue Nile, Ethiopia: Spatially explicit statistical modeling of systematic transitions [J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2013, 165: 98-117.
- [14] Xie Miaomiao, Chen Jie, Zhang Qinya, et al. Dominant landscape indicators and their dominant areas influencing urban thermal environment based on structural equation model [J]. *Ecological Indicators*, 2020, 111: 105992.
- [15] 吉珍霞, 裴婷婷, 陈英, 等. 2001—2020年青藏高原草地NDVI时空变化及驱动因子分析[J]. *草地学报*, 2022, 30(7): 1873-1881.
Ji Zhenxia, Pei Tingting, Chen Ying, et al. Spatial-temporal variation and driving factors of grassland NDVI in the Qinghai-Tibet Plateau from 2001 to 2020 [J]. *Acta Agrestia Sinica*, 2022, 30(7): 1873-1881.
- [16] 徐光来, 李爱娟, 徐晓华, 等. 中国生态功能保护区归一化植被指数动态及气候因子驱动[J]. *植物生态学报*, 2021, 45(3): 213-223.
Xu Guanglai, Li Aijuan, Xu Xiaohua, et al. NDVI dynamics and driving climatic factors in the Protected Zones for Ecological Functions in China [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2021, 45(3): 213-223.
- [17] Zhu Yonghua, Zhang Sheng, Luo Pingping, et al. Assessing ecohydrological factors variations and their relationships at different spatio-temporal scales in semi-arid area, northwestern China [J]. *Advances in Space Research*, 2021, 67(8): 2368-2381.
- [18] Sun Rui, Chen Shaohui, Su Hongbo. Climate dynamics of the spatiotemporal changes of vegetation NDVI in northern China from 1982 to 2015 [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(2): 187.
- [19] Liu Qionghuan, Liu Linshan, Zhang Yili, et al. Identification of impact factors for differentiated patterns of NDVI change in the headwater source region of Brahmaputra and Indus, Southwestern Tibetan Plateau [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 125: 107604.
- [20] 袁丽华, 蒋卫国, 申文明, 等. 2000—2010年黄河流域植被覆盖的时空变化[J]. *生态学报*, 2013, 33(24): 7798-7806.
Yuan Lihua, Jiang Weiguo, Shen Wenming, et al. The spatio-temporal variations of vegetation cover in the Yellow River basin from 2000 to 2010 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(24): 7798-7806.
- [21] He Xiaohui, Yu Yipin, Cui Zepeng, et al. Climate change and ecological projects jointly promote vegetation restoration in three-river source region of China [J]. *Chinese Geographical Science*, 2021, 31(6): 1108-1122.
- [22] 崔浩楠, 罗海江, 张学珍. 1982—2019年长江经济带植被覆盖变化的时空特征[J]. *生态学杂志*, 2021, 40(8): 2517-2529.
Cui Haonan, Luo Haijiang, Zhang Xuezheng. Temporal and spatial characteristics of green vegetation cover changes in the Yangtze River economic belt from 1982 to 2019 [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2021, 40(8): 2517-2529.
- [23] Peng Wenfu, Kuang Tingting, Tao Shuai. Quantifying influences of natural factors on vegetation NDVI changes based on geographical detector in Sichuan, western China [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 233: 353-367.
- [24] 朱思佳, 冯微微, 邹滨, 等. 2000—2019年洞庭湖流域植被NPP时空特征及驱动因素分析[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(3): 196-206.
Zhu Sijia, Feng Huihui, Zou Bin, et al. Spatial-temporal characteristics of 2000—2019 vegetation NPP of the Dongting Lake basin and their driving factors [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(3): 196-206.