

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2025.03.026; CSTR:32311.14.rswc.2025.03.026.

吴广霞, 刘绥华, 邓玲玲, 等. 基于 KNDVI 的贵州省植被时空变化及其驱动分析[J]. 水土保持研究, 2025, 32(3):222-230.

Wu Guangxia, Liu Suihua, Deng Lingling, et al. Analysis of spatiotemporal changes and driving factors of vegetation in Guizhou Province based on KNDVI[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2025, 32(3):222-230.

# 基于 KNDVI 的贵州省植被时空变化及其驱动分析

吴广霞<sup>1,2</sup>, 刘绥华<sup>1,2</sup>, 邓玲玲<sup>1,2</sup>, 刘冰青<sup>1,2</sup>, 宋善海<sup>3</sup>

(1. 贵州师范大学 地理与环境科学学院, 贵阳 550025; 2. 贵州师范大学  
贵州省山地资源与环境遥感应用重点实验室, 贵阳 550025; 3. 贵州省生态与农业气象中心, 贵阳 550025)

**摘要:** [目的] 揭示贵州省植被时空动态变化, 探究不同驱动因子及其相互作用对植被的影响机制, 可为当地生态环境保护 and 实现可持续发展提供科学依据。[方法] 利用 Google Earth Engine(GEE)获取 MODIS(MOD13Q1)数据, 计算 2001—2023 年的 KNDVI 植被指数。利用 TS 趋势分析及 MK 检验分析了贵州省植被变化格局。选取温度、降水、高程、坡度及坡向等自然因子及土地利用类型、人口密度等人类活动因素作为研究区植被变化的影响因子, 使用偏相关及地理探测器对这些因素进行了分析。[结果] 2001—2023 年贵州省植被覆盖度呈上升趋势, 上升速率为 0.002 8/a, 23 年间研究区 KNDVI 平均值为 0.54, 年均值 0.02~0.68, 植被覆盖度呈现东南高西南低的格局。植被改善面积占 83.8%, 退化面积占 9.76%。研究区中部植被显著或极显著退化, 西北部、西南部和东北部植被显著或极显著改善。气温和降水与 KNDVI 呈正相关关系, 人口密度与 KNDVI 呈负相关。单因子中, 土地利用对 KNDVI 的解释力最强, 交互作用中, 土地利用与人口密度的交互作用最强。[结论] 研究期间贵州省植被总体变好, 土地利用是贵州 KNDVI 空间分异的主导因子, 多因子之间的交互作用比单因子对 KNDVI 变化的解释力更大。人类活动因子对贵州植被变化影响最大, 其次是气候因子、地形因子。

**关键词:** KNDVI; 植被; 时空变化; 驱动因素; 贵州省

中图分类号: Q948.1

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2025)03-0222-09

## Analysis of spatiotemporal changes and driving factors of vegetation in Guizhou Province based on KNDVI

Wu Guangxia<sup>1,2</sup>, Liu Suihua<sup>1,2</sup>, Deng Lingling<sup>1,2</sup>, Liu Bingqing<sup>1,2</sup>, Song Shanhai<sup>3</sup>

(1. College of Geography and Environmental Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China;  
2. Key Laboratory of Remote Sensing Application for Mountain Resources and Environment, Guizhou Normal University,  
Guiyang 550025, China; 3. Guizhou Ecological and Agricultural Meteorological Center, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** [Objective] To reveal the spatiotemporal dynamic changes of vegetation in Guizhou Province, and explore the influence mechanism of different driving factors and their interactions on vegetation. The study aims to provide a scientific basis for local ecological environment protection and sustainable development. [Methods] The Kernel Normalized Difference Vegetation Index (KNDVI) from 2001 to 2023 was calculated using MODIS (MOD13Q1) data obtained by Google Earth Engine (GEE). The pattern of vegetation change in Guizhou Province was analyzed by TS trend analysis and Mann-Kendall (MK) test. Natural factors such as temperature, precipitation, elevation, slope and aspect, along with anthropogenic factors such as land use type and population density, were selected as the influencing factors of vegetation change in the study area. These factors were analyzed using partial correlation and geographic detector. [Results] From 2001 to 2023, the vegetation coverage in Guizhou Province showed an increasing trend, with an increase rate of 0.002 8/a. The average KNDVI value in

收稿日期: 2024-08-08

修回日期: 2024-09-13

接受日期: 2024-09-20

资助项目: 国家自然科学基金(42161029); 贵州省科技技术项目(黔科合基础-ZK[2022]一般 278)

第一作者: 吴广霞(1999—), 女, 贵州铜仁人, 硕士研究生, 研究方向为地理信息与遥感。E-mail: wgx3156@163.com

通信作者: 刘绥华(1977—), 男, 湖南邵阳人, 博士, 副教授, 主要从事地理信息系统与遥感研究。E-mail: lsh23h@163.com

<http://stbcyj.paperonice.org>

the study area over the 23 years was 0.54, with the annual average ranging from 0.02 to 0.68. The vegetation coverage showed a pattern of being higher in the southeast and lower in the southwest. The area of vegetation improvement accounted for 83.8%, while the area of vegetation degradation accounted for 9.76%. The vegetation in the central part of the study area was significantly or extremely significantly degraded, and the vegetation in the northwest, southwest and northeast was significantly or extremely significantly improved. Temperature and precipitation were positively correlated with KNDVI, while population density was negatively correlated with KNDVI. Among the single factors, land use has the strongest explanatory power for KNDVI, and the interaction between land use and population density is the strongest. [Conclusion] During the study period, overall vegetation in Guizhou Province was generally improved, with land use being the leading factor driving KNDVI spatial differentiation in Guizhou Province. The explanatory power of multiple factor interactions surpassed that of single factors in explaining KNDVI changes. Anthropogenic factors have the most significant influence on vegetation changes in Guizhou, followed by climate factors and topographic factors.

**Keywords:** KNDVI; vegetation; spatiotemporal changes; driving factors; Guizhou Province

植被是陆地生态系统的基础,其变化影响着全球的碳循环和水分调节<sup>[1]</sup>。而植被变化不仅依赖于自然因素,并且对人为因素也很敏感<sup>[2]</sup>,自然和人类活动因素的时空差异导致了植被变化的时空分异性和复杂性,因此在自然和人类活动影响下研究植被生长的时空变化规律及其对驱动因子的响应,对促进植被保护和可持续发展具有重要意义。随着遥感技术的快速发展,基于谷歌地球引擎平台(Google Earth Engine platform, GEE)的大尺度长期植被数据集成为近年来研究的热点<sup>[3]</sup>。植被指数可以用来研究植被的覆盖度和生长状况<sup>[4]</sup>,为生态恢复和植被管理提供了相应的理论依据。作为两种最常用的植被指数,归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)和增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)在中国乃至全球植被覆盖度时空变化研究中取得了一定的成果<sup>[5-6]</sup>。然而,NDVI在处理大气的噪声、饱和度等方面存在一定误差<sup>[7]</sup>,因此,Camps-Valls等<sup>[8]</sup>于2021年提出了一种新的植被指数,称为核归一化差值植被指数(Kernel Normalized Difference Vegetation Index, KNDVI)。与之前植被指数不同,KNDVI是利用机器学习原理,将核方法的原理应用到NDVI的提取和计算中提出的<sup>[9]</sup>。Camps-Valls等对KNDVI与NDVI和近红外反射率植被(NIRv)的性能进行比较,认为KNDVI在物候周期、生物群落和气候带中表现更好,具有更强的稳定性和鲁棒性。目前该指数已被用来表示自然和农业的植被覆盖状态<sup>[10-11]</sup>。贵州省是我国西南典型的喀斯特山区,该地岩溶地貌发育强烈,生态环境脆弱敏感。目前关于贵州省植被变化及其驱动因素的相关研究已有诸多成果。如许玉凤等<sup>[12]</sup>通过遥感数据和气象数据研究了1999—2017年贵州高原NDVI变化及其对气候

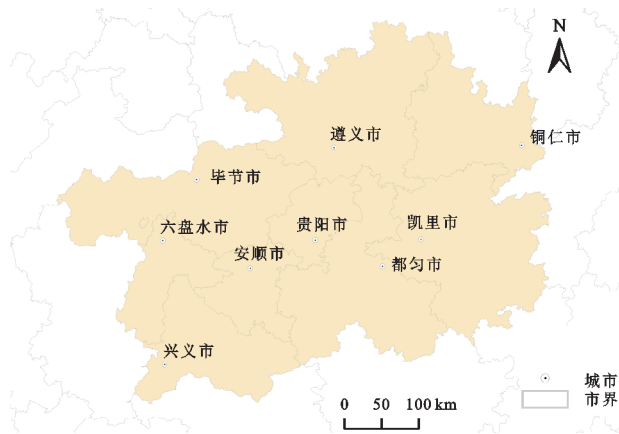
变化的响应,认为贵州NDVI以0.007 3/a的速率上升,且温度对NDVI的影响程度大于水分。邱华等<sup>[13]</sup>研究了贵州省NPP时空变化及其对驱动因素的响应,发现2000—2020年贵州省NPP呈波动上升,且人类活动对NPP的变化有显著影响。但现有的研究主要集中在气候或人类活动对植被的影响,然而人为因素与自然因素经常协同影响植被的变化<sup>[14]</sup>。因此,植被变化的驱动力除了要考虑传统的气候因子外,还应综合考虑地形、人类活动等自然因素的影响。同时,对于贵州植被动态的研究多是基于NDVI和NPP<sup>[12-13,15-16]</sup>,对于KNDVI的研究较少。

鉴于此,本文利用MOD13Q1数据在GEE平台上建立KNDVI数据集,采用Theil-Sen趋势分析和Mann-Kendall检验对贵州省2001—2023年植被覆盖度的时空分布和变化特征进行分析。采用偏相关分析和地理探测器研究气候因子(气温、降水)、人类活动因子(土地利用类型、人口密度)及地形因子(高程、坡度、坡向)对植被覆盖度的影响,以期对贵州省植被动态、生态系统评价和生态系统保护提供科学依据和参考。

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

贵州省处于中国西南部(东经103°36′—109°35′,北纬24°37′—29°13′),东靠湖南,南邻广西,西毗云南,北连四川和重庆(图1)。属于喀斯特高原山区,境内山地和丘陵占总面积的92.5%,喀斯特面积占全省国土面积的61.9%。境内水土流失较严重,生态环境脆弱。全境属亚热带湿润季风气候,年均气温在14~16℃,年均降水量介于682~1 134 mm。地势西高东低,平均海拔1 100 m,全省面积17.6万km<sup>2</sup>,森林覆盖率达到63%。



注:基于自然资源部标准地图服务网站GS(2019)3333号标准地图制作,底图无修改,下同。

图 1 研究区区位图

Fig. 1 Location map of the study area

## 1.2 数据来源及处理

本文使用的数据包括:MOD13Q1数据、气温、降水、人口密度、土地利用<sup>[17]</sup>、高程、坡度和坡向数据,各数据具体信息如表 1 所示。通过 GEE 平台获取 MOD13Q1 数据并计算每个月的 KNDVI,然后通过最

表 1 研究数据信息

Table 1 Research data information

数据	数据来源	时间分辨率	空间分辨率/m	时段
MOD13Q1	Google Earth Engine ( <a href="https://developers.google.cn/earth-engine">https://developers.google.cn/earth-engine</a> )	16 d	250	2001—2023
气温	国家地球系统科学数据中心( <a href="http://www.geodata.cn">http://www.geodata.cn</a> )	月均	1000	2001—2022
降水	国家地球系统科学数据中心( <a href="http://www.geodata.cn">http://www.geodata.cn</a> )	月均	1000	2001—2022
人口密度	WorldPop 平台( <a href="https://www.worldpop.org">https://www.worldpop.org</a> )	每年	1000	2001—2020
土地利用	Zenodo 数据平台( <a href="https://zenodo.org/record/5210928#.Y2dDTctByUk">https://zenodo.org/record/5210928#.Y2dDTctByUk</a> )	每年	30	2001—2022
高程	地理空间数据云( <a href="https://www.gscloud.cn">https://www.gscloud.cn</a> )	—	90	—
坡度	高程数据	—	—	—
坡向	高程数据	—	—	—

## 2.2 趋势分析

Theil-Sen Median (TS) 斜率算子是一种可靠的非参数统计方法,该技术不容易受到异常值和测量错误的影响,并且具有很高的计算效率,常被用来检查数据的长期趋势<sup>[18]</sup>。

$$SKNDVI = \text{Median} \left( \frac{KNDVI_j - KNDVI_k}{j - k} \right) \quad (3)$$

$$2001 \leq k < j \leq 2023$$

式中: $k, j$  表示年数( $k, j=1, 2, \dots, 11$ );  $KNDVI_j, KNDVI_k$  分别是第  $j$  年和第  $k$  年的 KNDVI 年均值;  $SKNDVI > 0$  和  $SKNDVI < 0$  分别表示植被改善和退化趋势。

Mann-Kendall (M-K) 是一种常用的非参数统计检验方法。该方法不要求观测值服从正态分布,不假设线性趋势,空缺值和异常值对其没有影响,被广泛

大值合成法得到每年的 KNDVI 数据。为保证数据空间一致性,将 KNDVI 和 DEM 数据的空间分辨率重新采样到 1 000 m,并利用 DEM 计算坡度和坡向。使用 ArcGIS 最近邻方法对土地利用数据进行重新采样,使其分辨率达到 1 000 m。为保持时间一致,把气温和降水数据通过加权平均为逐年平均数据。

## 2 研究方法

### 2.1 KNDVI 计算

在 GEE 平台上利用 MOD13Q1 数据计算贵州省 2001—2023 年的 KNDVI 植被指数, KNDVI 的计算公式如下:

$$KNDVI = \tanh \left[ \left( \frac{NIR - Red}{2\sigma} \right)^2 \right] \quad (1)$$

式中: $\sigma$  是一个长度尺度参数,可以通过调整来反映 NDVI 对植被密度的非线性敏感性。简化  $\sigma=0.5$  ( $NIR+Red$ ) 时, KNDVI 计算如下:

$$KNDVI = \tanh (NDVI^2) \quad (2)$$

地应用于长时间序列数据的检验<sup>[19-20]</sup>。计算公式为:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x = 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$S = \sum_{b=1}^{n-1} \sum_{a=b+1}^n \text{sgn}(X_a - X_b) \quad \text{where } a > b \quad (5)$$

$$\sigma^2 = \frac{\left\{ n(n-1)(2n+5) - \sum_{j=1}^p (t_j-1)(2t_j+5)t_j \right\}}{18} \quad (6)$$

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sigma} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sigma} & S < 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $X_a, X_b$  分别为第  $a$  年和第  $b$  年各驱动因素的均值; $n$  为时间的长度; $t_j$  为第  $j$  组的数据数量;  $\text{sgn}$  是符

号函数; $p$ 是数据组的数目。当 $|Z| \geq 1.65, 1.96, 2.58$ 时,表示显著性检验分别通过90%,95%和99%,其意义分别为微显著、显著、极显著变化。

### 2.3 偏相关分析

为了评估土地利用、人口密度、年平均气温和年平均降水与KNDVI之间的相关性,采用偏相关分析方法。每个组成部分和KNDVI之间的联系是通过调整其他因素独立检查。各影响因子与KNDVI之间的关系表现为偏相关系数的正负关系。

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

式中: $r_{xy}$ 为变量 $x$ 和 $y$ 之间的相关性; $i$ 表示样本数; $x_i$ 为第 $i$ 年植被的KNDVI; $y_i$ 为对应时间的年均温度或降水等贡献因子; $x$ 为研究区2001—2023年的KNDVI平均值; $y$ 为相应时间段的影响因子值。

### 2.4 地理探测器分析

地理探测器可以用来分析地理分异并找出其原因,通过空间分层异质性的特点,确定了两个变量空间分布的可比性<sup>[21]</sup>。由4个部分组成:因素检测、交互检测、生态检测和危险检测,本文使用因子和交互检测方法。

(1) 因子探测:探测驱动因子(气温、降水、人口密度、土地利用、高程、坡度和坡向)对KNDVI空间分异的解释力。

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (9)$$

$$SSW = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2; \quad SST = N \sigma^2 \quad (10)$$

式中: $q$ 值越高,说明影响因子对KNDVI的解释力越大; $q$ 的取值范围为 $[0, 1]$ ;  $L$ 表示KNDVI和各因子的分类; $h=1, 2, 3, \dots$ ;  $N_h$ 是 $h$ 层的单位数目; $N$ 是KNDVI的单位数目; $\sigma_h^2$ 表示 $h$ 层的方差; $\sigma^2$ 表示全区KNDVI的方差; $SSW$ 是层内的方程之和; $SST$ 是全区的方差。

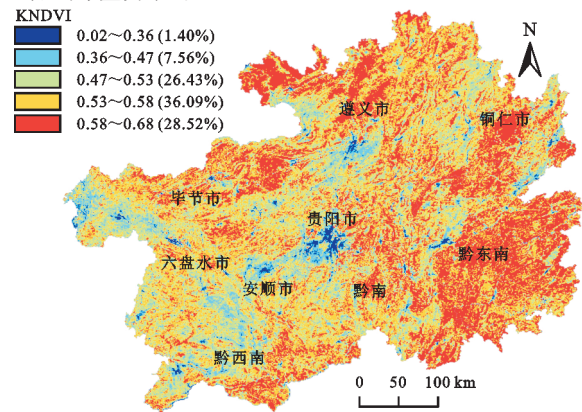
(2) 交互作用探测:确定各种影响因素是否协同作用来影响因变量。它评估不同因素相互作用时对因变量KNDVI的解释能力是否会增强或减弱,以及这些因子对KNDVI的影响是否相互独立。

## 3 结果与分析

### 3.1 贵州省KNDVI时空变化特征

3.1.1 KNDVI时间及空间分布特征 图2显示贵州省2001—2023年KNDVI平均值的空间分布情况。从中可得,全省的KNDVI值在0.02~0.68之间,整体

植被生长情况较好。在空间分布上,KNDVI值呈由西部向东部逐渐增加的趋势。KNDVI高值主要分布在黔东南、遵义北部及铜仁中部,结合贵州省土地利用空间分布图可得,这些区域的用地类型多为林地,植被覆盖度较高,KNDVI低值主要分布在贵阳西部、遵义南部、毕节西部等不透水面区域。从地理分区来看,黔东南的KNDVI最大,其KNDVI均值在0.541~0.589之间,贵阳市KNDVI均值最小,在0.457~0.538范围。以上分布特征反映贵州省的植被覆盖具有明显的空间差异性。



注:括号内数值为像元占比。

图2 2001—2023贵州省KNDVI均值空间分布  
Fig. 2 Spatial distribution of average KNDVI in Guizhou Province from 2001 to 2023

从贵州省各地级市及全省KNDVI的年平均值来看(图3),全省和各地级市的KNDVI年均值均呈正斜率,表明植被覆盖总体呈增加趋势。全省以0.0028/a的速率波动上升,KNDVI均值在2001年最低,为0.503,在2021年达到最高,为0.576。比较各地级市增长速率可得毕节(0.0042) > 六盘水(0.0036) > 黔西南(0.003) > 安顺(0.0028) > 遵义(0.0027) > 铜仁(0.0026) > 黔南(0.0025) > 贵阳(0.0021) > 黔东南(0.0016)。毕节市植被覆盖扩张速率最高,可能因为该地生态建设主要以退耕还林还草工程为主,生态工程的实施为毕节的植被恢复取得了显著效果。黔东南植被覆盖增速最小,可能因该地稳定林地占比较大(67%),导致植被变化幅度较小。整体上,研究期间贵州省植被覆盖在波动中上升。

3.1.2 KNDVI空间变化特征 利用Theil-Sen斜率分析2001—2023年贵州省KNDVI变化的空间分布趋势。由于不存在SKNDVI为0的像元,本文参考了其他学者的分类技术<sup>[22]</sup>,把 $-0.0005 < SKNDVI < 0.0005$ 的像元划分为植被稳定区,将 $SKNDVI \geq 0.0005$ 的像元划分为植被改善区, $SKNDVI \leq -0.0005$ 的像元划分为植被退化区。结果表明,贵州省植被覆盖总体呈改善,局部地区呈下降趋势。

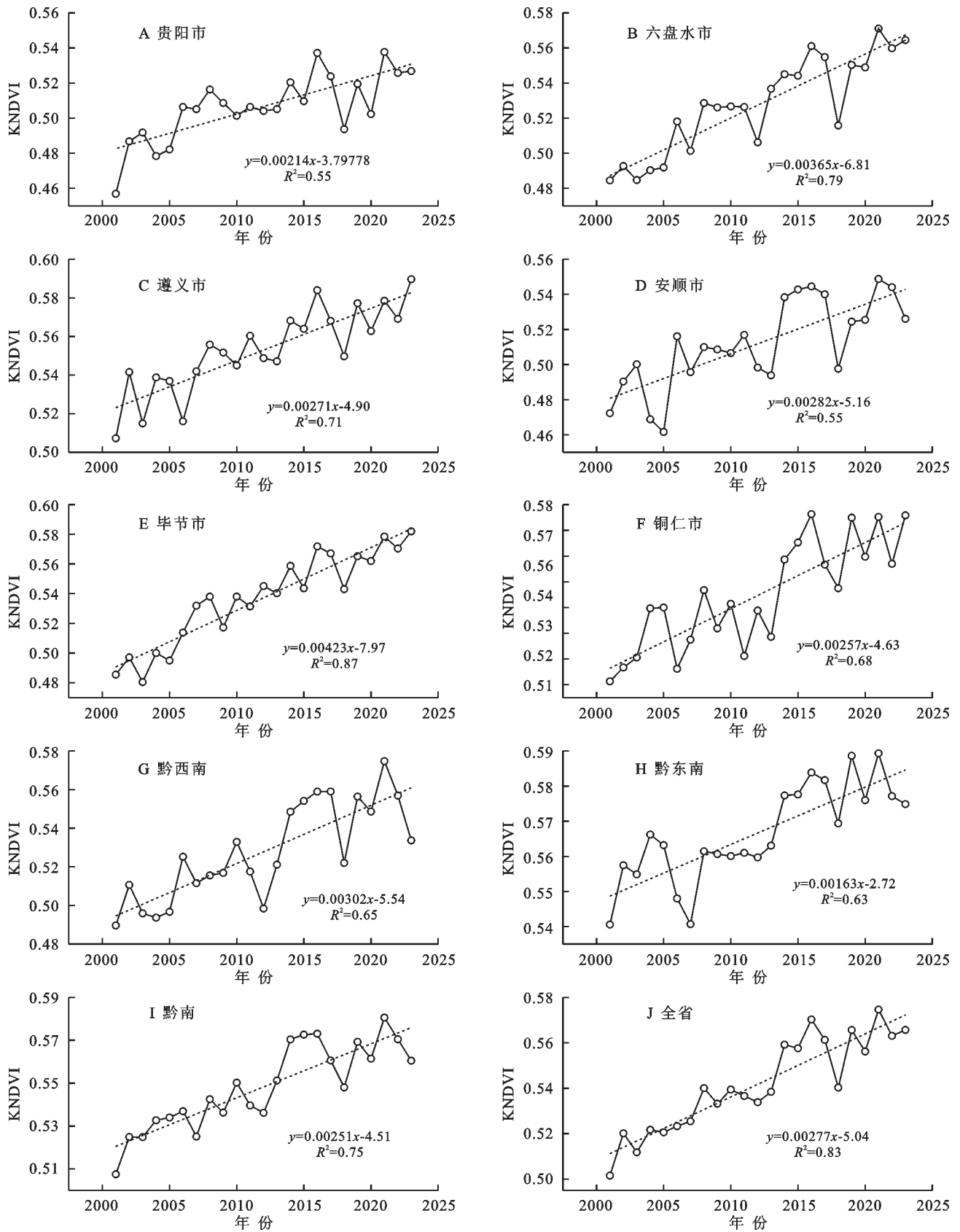


图 3 2001—2023 年贵州省各地级市及全省 KNDVI 的年平均均值

Fig. 3 Annual average KNDVI of Guizhou Province and its prefecture-level cities from 2001 to 2023

从图 4 可得研究区植被改善面积占总面积的 83.8%，植被稳定生长区域占 6.45%，植被退化面积占 9.76%。其中植被改善区域主要分布于东北、西北

及西南部，植被退化主要位于贵阳市南部、安顺市北部、黔西南西部、黔南东北部等地区。

使用 MK 检验来评估 KNDVI 趋势的显著性，结

果如图 5 所示。从中可得,研究区植被中部呈显著或极显著退化,西北部、西南部和东北部显著、极显著改善。通过统计分析不同趋势的植被变化面积可得,呈略有改善区域占总面积的 7.91%,显著改善面

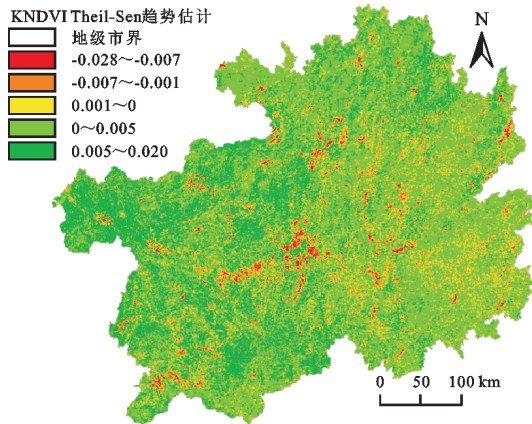


图 4 KNDVI 时间趋势分析  
Fig. 4 Time trend analysis of KNDVI

### 3.2 贵州省 KNDVI 时空变化的驱动因素分析

3.2.1 KNDVI 相关驱动因子空间分布和空间变化特征 图 6 为贵州省土地利用类型、高程、坡度及坡向空间分布,图 7 展示了贵州省降水、人口密度及气温的空间变化趋势。可以看出,贵州省土地利用类型主要以林地和耕地为主,林地主要分布在南部、东南部,耕地广泛地分布在中部和西部,其余地类穿插在林地与耕地之间;贵州省地势为西高东低;境内中部坡度较平缓,四周坡度较陡。在研究期间,

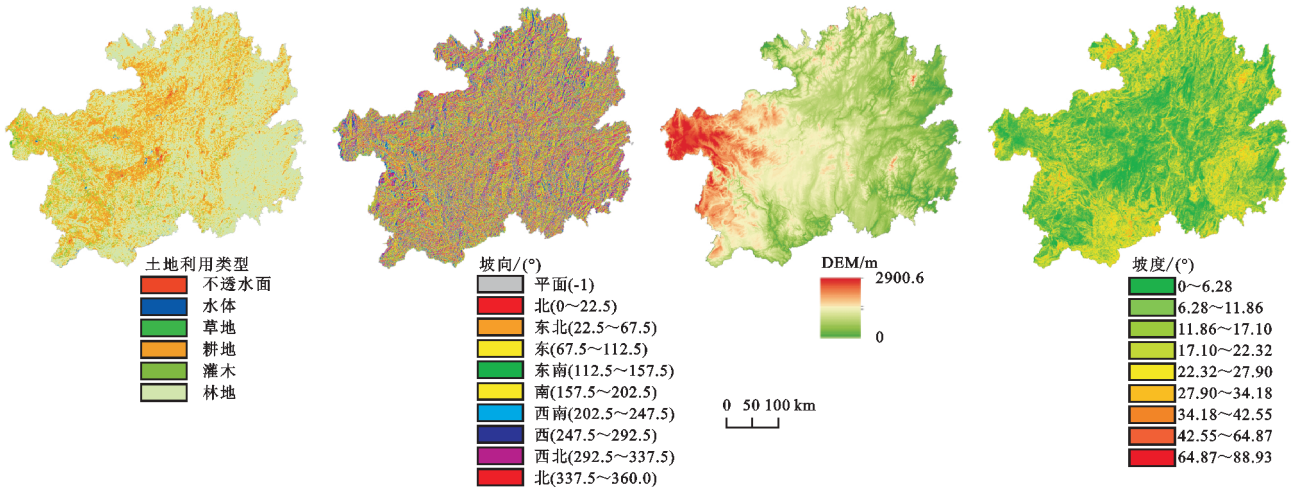


图 6 贵州省土地利用、高程、坡度及坡向空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of land use, elevation, slope, and aspect in Guizhou Province

3.2.2 KNDVI 与驱动因子的偏相关分析 本研究以连续性变量人口密度、降水和气温为自变量,采用相应的 KNDVI 数据作为因变量进行偏相关分析及关系显著性检验(图 8)。从中可得,降水与 KNDVI 的偏相关系数在 -0.76~0.87,正相关、负相关、显著正相关、显著负相关(下文称 4 个指标)分别占 73.25%, 26.75%, 24.29%, 6.46%。人口密度对 KNDVI 的偏

积占 9.40%,极显著改善面积占 3.11%。植被略退化区域占总面积的 1.03%,显著退化面积占 0.98%,极显著退化面积占 0.40%。总的来看,研究区植被覆盖在 2001—2023 年以持续改善为主。

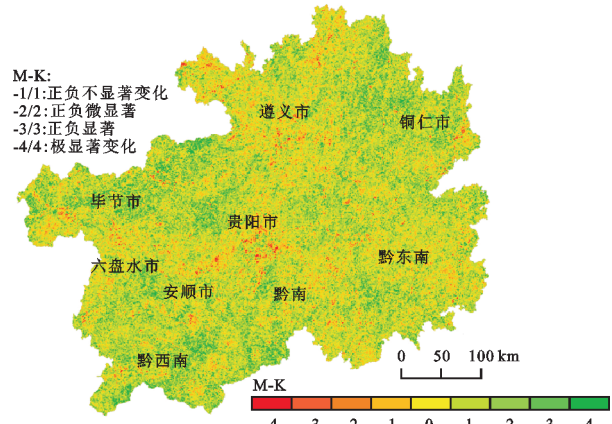


图 5 KNDVI 时间变化趋势的显著性分析

Fig. 5 Significance analysis of the time change trend of KNDVI

全省的降水均呈增加趋势,北部降水上升最明显,降水幅度由西南向东北递增;人口密度增加幅度表现为中部和西部大于东部,其中贵阳市人口密度增加得最为明显,其余大部分区域人口密度呈下降;研究区东北部和西部区域气温呈现降低趋势,而中部和南部气温整体呈上升趋势。总的来看,不同驱动因子在空间分布及空间变化上均具有显著的差异性,这是导致贵州省植被变化呈现空间分异性的主要原因。

相关系数在 -0.97~0.91,4 个指标分别占 33.97%, 66.03%, 15.25%, 30.36%。气温与 KNDVI 的偏相关系数在 -0.88~0.87,4 个指标各占 59.62%, 40.38%, 13.53%, 7.53%。结合贵州省 KNDVI 相关驱动因子空间分布和空间变化可知,在研究区北部、西北部及西南部等降水增加幅度较大的区域,KNDVI 与降水呈显著正相关关系,而在黔东南中部及黔西南最西

南部降水增加较少区域, KNDVI 与降水呈负相关。人口密度的变化与 KNDVI 的偏相关关系在空间分布上整体为负相关, 而在少数区域(贵阳市北部、毕节市最西部)与 KNDVI 呈正相关。气温与 KNDVI 的正相关区域主要位于气温升高的区域, 负相关区域主要处于气温降低地区, 且在气温升高或降低程

度越大的地区, 其与 KNDVI 的正负相关性越显著。总体上, 降水和气温与 KNDVI 呈正相关的区域较多, 人口密度与 KNDVI 呈负相关的区域较多, 且各因子对 KNDVI 的影响具有空间差异性, 同一因子空间分布的异质性导致其对 KNDVI 的影响在不同区域表现出相反作用。

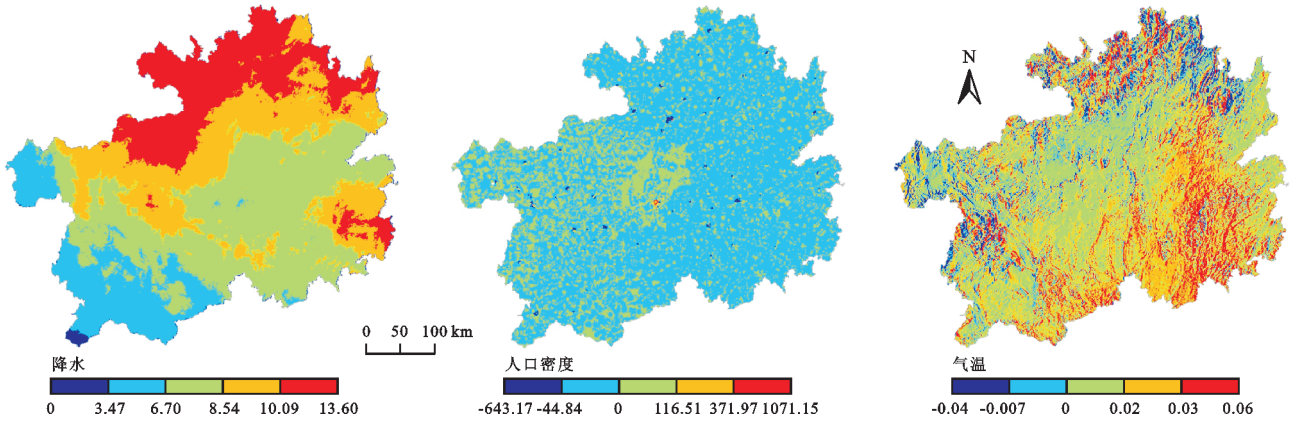


图 7 贵州省降水、人口密度及气温变化趋势的空间分布

Fig. 7 Spatial distribution of variation trends in precipitation, population density, and temperature in Guizhou Province

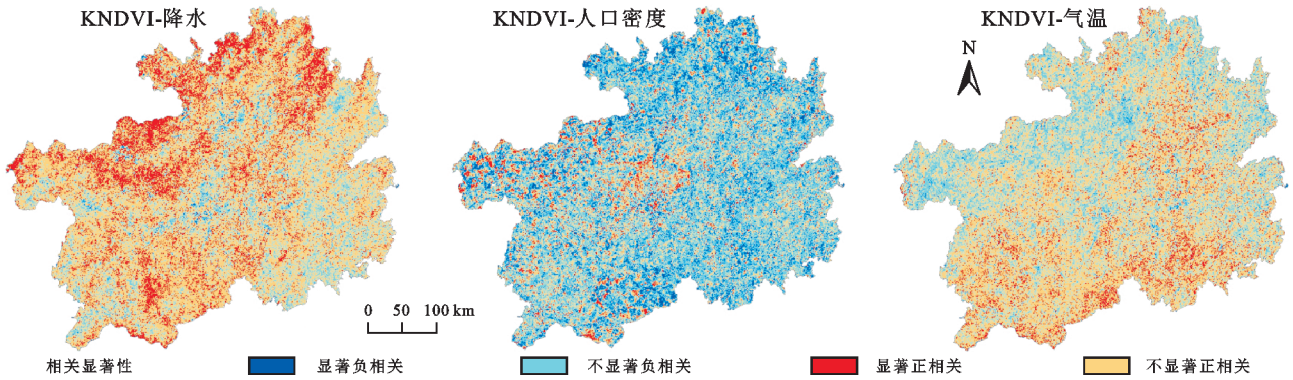


图 8 KNDVI 与人口密度、降水及气温的偏相关性

Fig. 8 Partial correlations between KNDVI and population density, precipitation, and temperature

3.2.3 各驱动因子对 KNDVI 的解释力分析 利用地理探测器研究 2001—2023 年贵州省土地利用类型、人口密度、气温、降水、高程、坡度和坡向 7 个影响因子对植被覆盖度的影响程度。从图 9 可以看出, 各因子对贵州省植被 KNDVI 的贡献值存在显著差异(所有因子均通过显著性检验)。按  $q$  值排序, 各因子对 KNDVI 的解释力大小为土地利用(0.275 4) > 人口密度(0.244 5) > 坡度(0.050 5) > 降水(0.032 7) > 温度(0.026 6) > 高程(0.017 1) > 坡向(0.008 5), 其中, 土地利用类型变化是对 KNDVI 变化解释力最强的因子( $q$  值为 0.275 4), 是贵州省植被覆盖呈现空间分布差异性的主导因子, 其次是人口密度( $q$  值为 0.244 5), 而坡向对贵州 KNDVI 变化的解释力最弱,  $q$  值为 0.008 5。

使用交互探测器分析双因子的协同作用对 KNDVI 空间的分异性的解释力(图 10), 各因子间的交互作用显著增强了单因子对植被影响的影响力, 没有单一因素能独立对植被产生影响。说明在植被生长和

变化的过程中, 各因素之间复杂的交互作用至关重要。双因子之间的交互作用中除坡度和人口、人口和降水、高程和土地利用、降水和土地利用为双因子增强, 其余均为非线性增强。其中, 土地利用与人口密度交互作用对 KNDVI 的解释力最大,  $q$  值为 0.388 1, 同时人口密度与温度、坡度之间的交互解释力也较大,  $q$  值分别为 0.278 3, 0.281 2。同时研究还发现土地利用与其他因子的交互作用的解释力较大, 且均大于单因子的解释力, 这进一步反映土地利用变化是贵州省植被空间分异的主要驱动力, 并且人类活动与自然因素的交互作用对于其植被覆盖的空间差异性也有重要的影响。

## 4 讨论

KNDVI 的空间分布表明贵州省植被覆盖度空间分布具有差异, 境内东南部、南部的黔南、北部及东北部植被盖度较高, 西部和中部植被覆盖度较低, 其中黔东南最高, 为 0.567, 贵阳最低, 为 0.506。黔东南 KNDVI

偏高与该区域地势低平,森林覆盖度高有关<sup>[23]</sup>,而贵阳植被覆盖度较低与该地城市化建设有关。2001—2023年贵州省植被覆盖总体呈现稳定增加的趋势,植被生长得到了极大的提升(植被改善面积占83.8%),这主要受益于贵州退耕还林还草、石漠化治理工程及各项生态保护政策的实施。然而,仍有部分地区表现出“植被退化”,如贵阳市南部、安顺市北部、遵义市南部等,这些地方可能受贵州近几年的快速城市化的负面影响较大,从而抑制了植被生长,今后应特别注重其植被建设。

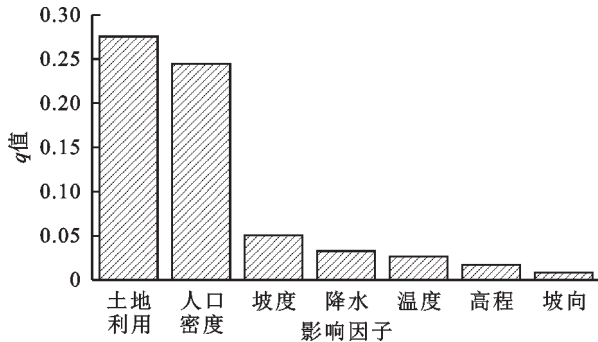


图 9 影响因子解释力

Fig. 9 Explanatory power of influencing factors

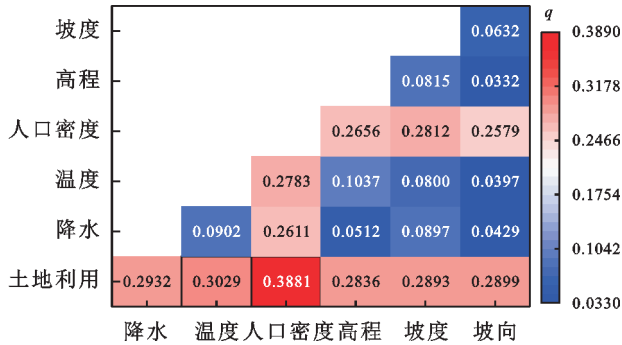


图 10 影响因子交互探测解释力 q 值

Fig. 10 Explanatory power (q-values) of interaction detection among influencing factors

从驱动因子与KNDVI的偏相关分析结果来看,不同驱动因子对KNDVI的影响具有空间差异性,这可能是由于各因子在空间分布上同样具有空间分异性。降水对KNDVI的正向促进作用主要分布在贵州东北部、北部和西南部,反向抑制作用主要位于中部和东南部。降水增加幅度在空间分布上由西南向东北依次增强,有明显的空间分隔带,而降水量增加对KNDVI正向影响显著区域主要集中在其增加范围为6.7~10.09 mm,这是因为植被生长对降水具有一定的要求,降水过少不利于植被吸收和储藏水分,而降水量的增加导致植被光合作用减弱,在一定程度上抑制了植被的生长<sup>[24]</sup>。人口密度变化在空间分布上表现出的增加和减少对KNDVI的影响具有较好的一致性,人口密度减少区域对KNDVI的影响均为促进作用,人口密度增加区域均对KNDVI产生负向影响。研究区气温升高对KNDVI的促进作用集中在南部和东南部,气温降低对KNDVI

的负向作用分布于研究区西北部、东北部。从单因子及因子交互分析结果来看,土地利用是对贵州省植被覆盖空间分异解释力最高的单因子,其次是人口密度,综合上人类活动因子对贵州植被覆盖影响最为显著,其次是气候因子,地形因最小。这与钱方艳等<sup>[16]</sup>研究结论略有不同,这可能是由于研究时段、研究数据不完全一致及研究方法的差异所造成的。交互作用探测结果显示土地利用类型和人口密度的交互作用对植被覆盖空间呈现分异性解释能力最高,这进一步反映人类活动因子是贵州植被变化空间分异的主导因素。而人口密度和温度、坡度交互作用对植被覆盖也有较强的解释力,这说明贵州省植被覆盖空间分异受气候因子、人为因子和地形因子共同影响,各因子之间的交互作用加剧了植被覆盖的空间分异性。

本研究分析贵州省KNDVI的变化趋势,预测植被动态的可持续性,探讨不同因子驱动下植被覆盖度的空间分布特征,为研究贵州省气候变化和人类活动对生态系统的影响提供参考。然而,也有一些不足。由于数据分辨率的差异,数据插值和重采样可能会降低数据准确性。其次,本研究仅仅探讨土地利用、人口密度、气温、降雨、高程等少数几个重要因子对KNDVI的影响,但影响植被的还有土壤、光照、湿度等众多因素,因此,未来的研究应致力于将这些因素纳入分析,以更清晰地了解各种驱动因子对植被的影响。

## 5 结论

(1) 贵州省植被覆盖度空间分布差异显著,高值主要分布在东南部、南部、北部及东北部,低值主要位于西部和中部;2001—2023年KNDVI平均值为0.54,年均值在0.02~0.68之间波动,总体呈上升趋势,上升速率为0.0028/a。

(2) 植被覆盖改善的面积占83.8%,其中显著改善占20.41%,分布于研究区西北部、西南部和东北部;植被退化面积占9.76%,显著退化2.39%,主要位于中部、中北部及中东南部。

(3) 总体上,气温和降水与KNDVI呈正相关关系,人口密度与KNDVI呈负相关。人类活动因子对贵州植被覆盖空间分异的影响最大、其次是气候因子、地形因子。多因子交互作用大于单因子,土地利用类型是对KNDVI解释力最大的单因子( $q=0.2754$ ),土地利用与人口密度对KNDVI的交互作用最大( $q=0.3881$ )。

### 参考文献 (References):

[1] Chen G Z, Huang Y, Chen J, et al. Spatiotemporal variation of vegetation net primary productivity and its responses to climate change in the Huainan coal mining area[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sens-

- ing, 2019, 47: 1905-1916.
- [2] Zheng K Y, Tan L S, Sun Y W, et al. Impacts of climate change and anthropogenic activities on vegetation change: evidence from typical areas in China[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 126: 107648.
- [3] Liao W, Nie X, Zhang Z. Interval association of remote sensing ecological index in China based on concept lattice [J]. *Environ Sci Pollut Res Int*, 2022, 29(23): 34194-34208.
- [4] Faour G, Mhaweij M, Nasrallah A. Global trends analysis of the main vegetation types throughout the past four decades[J]. *Applied Geography*, 2018, 97: 184-195.
- [5] Shammi S A, Meng Q M. Use time series NDVI and EVI to develop dynamic crop growth metrics for yield modeling[J]. *Ecological Indicators*, 2021, 121: 107124.
- [6] Zhao W L, Luo T X, Wei H J, et al. Relative impact of climate change and grazing on NDVI changes in grassland in the Mt. Qomolangma nature reserve and adjacent regions during 2000—2018[J]. *Diversity*, 2022, 14(3): 171.
- [7] Alencar A, Shimbo J Z, Lenti F, et al. Mapping three decades of changes in the Brazilian savanna native vegetation using landsat data processed in the google earth engine platform[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(6): 924.
- [8] 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.
- [9] Rojo-Álvarez J L, Martínez-Ramón M, Muñoz-Marí J, et al. *Digital Signal Processing with Kernel Methods*[M]. Hoboken, NJ: Wiley-IEEE Press, 2018.
- [10] Gensheimer J, Turner A J, Köhler P, et al. A convolutional neural network for spatial downscaling of satellite-based solar-induced chlorophyll fluorescence (SIFnet) [J]. *Biogeosciences*, 2022, 19(6): 1777-1793.
- [11] Forzieri G, Dakos V, McDowell N G, et al. Emerging signals of declining forest resilience under climate change [J]. *Nature*, 2022, 608(7923): 534-539.
- [12] 许玉凤, 潘网生, 张永雷. 贵州高原 NDVI 变化及其对气候变化的响应[J]. *生态环境学报*, 2020, 29(8): 1507-1518.  
Xu Y F, Pan W S, Zhang Y L. Vegetation NDVI change and its response to climate change in Guizhou Plateau[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2020, 29(8): 1507-1518.
- [13] 邱华, 舒皓, 高红梅, 等. 贵州省 NPP 时空动态特征及其对人类活动和气候变化的响应研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(9): 108-120.  
Qiu H, Shu H, Gao H M, et al. Spatio-temporal dynamics of NPP and its response to human activities and climate change in Guizhou Province[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(9): 108-120.
- [14] 吴姗姗. 影响植被覆盖变化驱动因子的研究综述[J]. *科技视界*, 2019(27): 103-106, 63.  
Wu S W. A review on the vegetation cover change and its driving factors [J]. *Science & Technology Vision*, 2019(27): 103-106, 63.
- [15] 黄启芬, 张娜, 陈泽, 等. 2000—2018 年贵州植被 NDVI 对气候变化和人类活动的响应[J]. *贵州科学*, 2023, 41(2): 48-53.  
Huang Q F, Zhang N, Chen Z, et al. Response of vegetation NDVI to climate change and human activities from 2000 to 2018 in Guizhou Province[J]. *Guizhou Science*, 2023, 41(2): 48-53.
- [16] 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, 426.  
Qian F Y, Lan A J, Fan Z M, 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, 426.
- [17] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13(8): 3907-3907.
- [18] Zaman T, Alakus K. Integrating Jackknife into the Theil-Sen Estimator in Multiple Linear Regression Model[J]. *Revstat-Statistical Journal*, 2023, 21(1): 97-114.
- [19] Xue Y R, Song D Z, Chen J Q, et al. Integrated rockburst hazard estimation methodology based on spatially smoothed seismicity model and Mann-Kendall trend test [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2023, 163: 105329.
- [20] Ngwira G M, Bolaane B, Parida B P. Investigating the trend of road traffic fatalities in Malawi using Mann-Kendall statistic[J]. *Heliyon*, 2023, 9(2): e13700.
- [21] Xie W, Li X S, Jian W B, et al. A novel hybrid method for landslide susceptibility mapping-based GeoDetector and machine learning cluster: A case of Xiaojin County, China[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(2): 93.
- [22] Nie T, Dong G T, Jiang X H, et al. Spatio-temporal changes and driving forces of vegetation coverage on the Loess Plateau of northern Shaanxi [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(4): 613.
- [23] 袁娜, 邓玲玲, 尹霞, 等. 贵州省分光地表反照率时空变化趋势和影响因子分析[J]. *地球科学进展*, 2023, 38(11): 1145-1157.  
Yuan N, Deng L L, Yin X, et al. Analysis of temporal and spatial trends and influencing factors of spectral surface albedo in Guizhou Province[J]. *Advances in Earth Science*, 2023, 38(11): 1145-1157.
- [24] 李霞, 王孝康, 刘秀花, 等. 2000—2020 年陕西省植被 NDVI 时空变化及气候因子探测[J]. *水土保持研究*, 2024, 31(2): 443-453.  
Li X, Wang X K, Liu X H, et al. Spatiotemporal variation of vegetation NDVI and climate factor detection in Shaanxi Province from 2000-2020[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2024, 31(2): 443-453.