

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2025.01.029

CSTR:32310.14.stbxb.2025.01.029

李见会,何淑勤,易海燕,等.1990—2020年攀枝花市植被覆盖度时空变化及其驱动因素[J].水土保持学报,2025,39(1):

LI Jianhui, HE Shuqin, YI Haiyan, et al. Study on the spatial and temporal changes of the vegetation cover and the driving factors in Panzhihua City from 1990 to 2020[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2025, 39(1):

1990—2020年攀枝花市植被覆盖度时空变化及其驱动因素

李见会¹, 何淑勤^{1,2,3}, 易海燕^{1,2,3}, 郑子成⁴

(1.四川农业大学林学院,成都 611130; 2.长江上游森林资源保育与生态安全国家林业和草原局重点实验室,长江上游林业生态工程四川省重点实验室,成都 611130; 3.水土保持与荒漠化防治重点实验室,成都 611130; 4.四川农业大学资源学院,成都 611130)

摘要: [目的]探究攀枝花市植被覆盖度时空变化特征及驱动因素,为攀枝花市制定区域生态环境保护方案、维护区域生态平衡提供理论依据。[方法]基于 Landsat-EVI 数据,结合自然和社会经济数据,借助像元二分模型、Theil-Sen Median 趋势、偏相关和最优参数地理探测器模型等方法,分析攀枝花市 1990—2020 年植被覆盖度特征,明晰其驱动因素。[结果]攀枝花市植被覆盖度(FVC)呈“南低北高”的空间分布特征,以高等级植被覆盖为主。1990—2020 年,FVC 为 0.635~0.792,退化区面积占比为 17.70%,改善区面积占比为 44.97%。FVC 与降水、气温呈正相关,区域面积占比分别为 61.87%、57.40%。土地利用类型、高程、气温是 FVC 空间分异的主要影响因素,影响力在 0.20 以上;因子间的交互作用大多表现为增强,其中,坡向和气温耦合后,影响力可提升到 43.00%;各驱动因子对研究区植被生长的影响均有其适宜的范围。[结论]1990—2020 年,FVC 整体呈上升趋势,但部分区域植被退化明显,未来区域植被建设需要在优化土地利用格局时注重地形分布规律及气候变化,以应对环境演变下植被生态系统可持续发展面临的挑战。

关键词: 植被覆盖度;气候变化;时空变化;最优参数地理探测器

中图分类号:S812 文献标识码:A 文章编号:1009-2242-(2025)01-0000-00

Study on the Spatial and Temporal Changes of the Vegetation Cover and the Driving Factors in Panzhihua City from 1990 to 2020

LI Jianhui¹, HE Shuqin^{1,2,3}, YI Haiyan^{1,2,3}, ZHENG Zicheng⁴

(1.College of Forestry, Sichuan Agricultural University, Chengdu 611130, China; 2.National Forestry and Grassland Administration Key Laboratory of Forest Resources Conservation and Ecological, Chengdu 611130, China; 3.Key Lab of Soil and Water Conservation and Desertification Combating, Chengdu 611130, China; 4.College of Resources, Sichuan Agricultural University, Chengdu 611130, China)

Abstract: [Objective] To investigate the spatial and temporal variations and the driving factors of the vegetation cover in Panzhihua City, and to provide a theoretical basis for Panzhihua City to formulate regional ecological environmental protection programs and maintain regional ecological balance. [Methods] Based on Landsat-EVI data, in combination with natural and socio-economic data, the characteristics and driving factors of the vegetation cover in Panzhihua City during the period of 1990—2020 were analyzed with the help of dimidiate pixel model, Theil-Sen Median trend test, partial correlation and optimal parameter geographic detector model. [Results] The spatial distribution of the vegetation cover (FVC) in Panzhihua City was characterized by ‘low in the south and high in the north’, with high-grade vegetation cover dominating. The FVC ranged from 0.635~0.792, with the area of degraded area accounting for 17.70% and the area of improved area accounting for 44.97% from 1990 to 2020. The area proportion of areas where FVC was positively correlated with precipitation and air temperature was 61.87% and 57.40%, respectively. Land use

收稿日期:2024-07-29 修回日期:2024-09-08 录用日期:2024-10-10 网络首发日期(www.cnki.net):

资助项目:国家重点研发计划项目(2022年 YFF1302903)

第一作者:李见会(2000—),女,硕士研究生,主要从事植被覆盖变化及生态效应研究。E-mail:1946109447@qq.com

通信作者:何淑勤(1976—),女,博士,教授,主要从事土壤侵蚀与水土保持研究。E-mail:angelhsq@163.com

http://stbxb.alljournal.com.cn

type, elevation, and air temperature were the main influencing factors of the spatial differentiation of FVC, with the influence being above 0.20; most of the interactions among the factors were shown to be enhanced, among which, the influence can be increased to 43.00% after the coupling of slope direction and air temperature; the influences of the driving factors on the growth of vegetation in the study area had their appropriate ranges. [Conclusions] From 1990 to 2020 FVC showed an overall upward trend, but the vegetation degradation was obvious in some areas. In the future, regional vegetation construction should be focused on the terrain distribution pattern and climate change when optimizing the land-use pattern, in order to cope with the challenges of sustainable development of vegetation ecosystems under environmental evolution.

Keywords: vegetation cover; climate change; spatial and temporal variability; optimal parameter geographic detector model

Received: 2024-07-29

Revised: 2024-09-08

Accepted: 2024-10-10

Online(www.cnki.net):

植被是连接土壤、大气和水循环的纽带,在水土保持、碳循环、维持气候和生态稳定性等方面发挥着重要作用^[1]。植被动态变化不仅能够反映生态系统的稳定性,还能够准确反映区域生态环境对全球气候变化和人类活动的响应^[2]。因此,监测植被变化、定量评估植被分布及其影响因素,是提升植被修复效率、强化生态治理的关键。植被覆盖度(fractional vegetation coverage, FVC)是反映地表植被群落生长态势的重要指标^[3],目前,常用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)来反演 FVC。多项研究^[4-5]表明,EVI 在合成算法方面比 NDVI 有较大改进,因此,基于植被指数 EVI,利用像元二分模型(dimidiate pixel model, DPM)可较好地实现表征植被生长和覆盖状况的估算^[6]。近年来,国内外针对不同时空尺度下植被覆盖变化及其驱动机制展开大量研究^[7-8]发现,气温和降水是影响植物生长发育的关键气候因子;地形因素(高程、坡度、坡向)通过影响温度和降水的空间分布及人类活动进而影响植被的空间分布格局^[9-10];人类活动(城市化、工业化及生态修复等)则引发土地利用改变使得植被覆盖呈下降或上升趋势^[11-12]。然而,已有的研究多采用回归分析和相关性分析等方法,WANG 等^[13]运用地理加权模型探究青藏高原东南三江并流地区植被变化与地形因子的关系表明,植被集中分布于 8°~35°坡度内,且与海拔变化趋势呈负相关;LIU 等^[1]用残差趋势分析量化泾河流域降水变化对 FVC 的影响得出,降水变化有利于植被恢复的结论;李星媚等^[14]运用偏最小二乘法分析长江三角地区植被覆盖变化驱动力表明,人类活动的影响比气候因素大。以上方法虽能够有效识别单个驱动因素对变量空间分布特

征的影响,但忽略当多个影响因素共存时各因素间可能存在多重共线性的问题,易于导致对植被变化的片面解释或夸大分析^[15],难以揭示影响因素间的协同作用对植被的影响。参数最优地理探测器(optimal parameters-based geographical detector, OPGD)能够耦合自然和人为影响因素,揭示植被与驱动因子间的内在机制^[16],在探索植被变化的时空特征和潜在驱动因子方面较为有效^[17]。

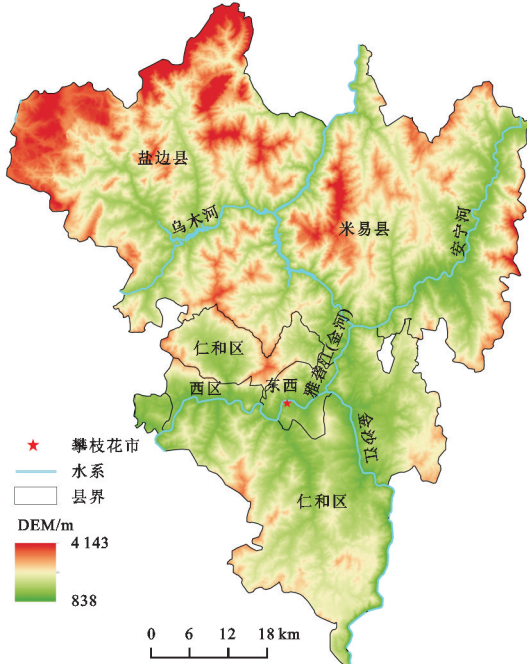
攀枝花市是典型的西南高山峡谷区,面临着干旱少雨、山高坡陡等生态脆弱情况,同时,人类活动强度和范围的不断增加导致植被退化严重^[18]。针对此问题,区域积极实施退耕还林、天然林保护、矿区修复等一系列生态工程,然而,长期以来缺乏对该地区植被覆盖变化规律的清晰了解,也缺乏对不同驱动因素及其交互作用的定量化分析。导致对生态修复方向和成效的准确评估困难,而生态修复作为长期的动态过程,掌握当前恢复状况、恢复程度和发展方向等信息,是为生态恢复提供反馈、进一步调整和完善恢复计划的关键。因此,利用 Landsat-EVI 数据,分析攀枝花市 1990—2020 年植被 FVC 分布特征及变化规律,探讨其与气候因子间关系,并运用 OPGD 模型揭示气候、地形、人类活动等因素及其交互作用对 FVC 的影响,以期为促进攀枝花市生态环境评价的准确性及植被保育政策制定提供数据支撑和理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

攀枝花市位于四川省西南部(26°05′11″~27°20′45″N, 101°08′01″~102°14′46″E),地处西南高山峡谷区,包括仁和区、东区、西区、盐边、米易 5 个区县。区域海拔为 838~4 143 m,主要以山地为主;属于亚热带气候型区域,年平均气温 16.21 °C,旱、雨季分明,6—9 月

为雨季,年平均降水量 839.44 mm。土壤类型主要有红壤、黄棕壤、棕壤等;植被呈垂直分布,<1 400 m 以灌丛、灌草丛为主,1 400~2 500 m 主要以阔叶林为主,>2 500 m 则以针叶林亚高山灌丛草甸为主,研究区位置见图 1。



注:该图基于全国地理信息资源目录服务系统网站下载的审图号为 GS(2 016)2 556 号的标准地图制作,底图无修改,下同。

图 1 研究区示意

Fig.1 Location of the study area

1.2 数据源及预处理

基于 Google Earth Engine 云计算平台(GEE, <https://code.earthengine.google.com/>),调用源自美国地质调查局(USGS, <https://earthexplorer.usgs.gov/>)的“LANDSAT/LT05/C02/T1_L2”、“LANDSAT/LE07/C02/T1_L2”和“LANDSAT/LC08/C02/T1_L2”数据集,该数据集经过大气校正,其空间分辨率为 30 m,时间分辨率为 16 d。由于研究区高海拔的地理条件和高云量现象,设置云的阈值为 30%,在此条件下,通过 GEE 平台逐年检索云量<30%的 Landsat 影像,通过影像自带的质量评估带 QA_PIXEL 对影像进行去除云、云影和冰雪像元等操作,对各年度全年所有的影像计算 EVI,获得 EVI 最大值影像。进而通过像元二分模型计算得到攀枝花市 1990—2020 年逐年的植被 FVC。

高程数据(DEM)源于地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>),空间分辨率为 30 m,利用该数据计算坡度和坡向;气温和降水数据来自国家青藏高原科学数据中心(<https://data.tpdc.ac.cn/>),空间分辨率为 1 km;地貌类型、土壤类型、植被类型、GDP、人口密度

km 网格数据源自中国科学院资源环境科学与数据中心(<https://www.resdc.cn/>);土地利用数据采用武汉大学黄昕教授团队公开在 Zenodo 平台的中国 30 m 年度土地覆盖数据集(CLCD)。将以上数据导入 ArcGIS 软件,投影转化为 WGS_84_UTM_zone_47 N 坐标,并按照攀枝花矢量边界进行掩膜提取,最后进行重采样统一分辨率。

1.3 像元二分模型

利用基于 EVI 的像元二分模型(DPM)对研究区的植被覆盖度进行估算^[4],计算公式为:

$$FVC = \frac{EVI - EVI_{soil}}{EVI_{veg} - EVI_{soil}} \quad (1)$$

式中:FVC 为植被覆盖度;EVI_{veg} 纯植被像元的 EVI;EVI_{soil} 为纯裸土像元的 EVI;提取累计频率低于 5% 的值代表 EVI_{soil},高于 95% 的值代表 EVI_{veg}。参考前人^[1]研究,将 FVC 划分为低(0~0.3)、中低(0.3~0.45)、中(0.45~0.6)、中高(0.6~0.75)和高(0.75~1) 5 个植被覆盖等级。

1.4 趋势分析

采用 Theil-Sen Median 趋势和 Mann-Kendall 检验探究植被变化趋势^[13],Sen 斜率是非参数统计的一种稳定趋势计算方法,计算公式为:

$$S_{fvc} = \text{Median}\left(\frac{FVC_j - FVC_i}{j - i}\right) \quad (2)$$

式中:S_{fvc} 为 FVC 的变化趋势;Median 为中值函数,j、i 为 FVC 的时间年序数;FVC_i 和 FVC_j 分别为时间年序数对应的 FVC。当 S_{fvc}>0,表示 FVC 呈上升趋势,反之呈下降趋势。

Mann-Kendall 趋势分析不需要数据遵循一定的分布,不易受异常值的干扰,采用该方法对 FVC 进行趋势检验,一般认为,|Z|≥1.96,即通过显著性检验。Mann-Kendall 突变检验依赖于通过顺序、逆序时间序列的秩序列,计算获得 2 条统计量特征曲线 UF 和 UB,通过可信度检验来判断 FVC 是否有明显的变化趋势。M-K 突变检验方法显著性水平取 0.05,临界值 U_{0.05}=±1.96。将 UF、UB 曲线和 0.05 的显著性水平在同一张图上刻画出来,UF>0,说明序列有上升趋势,UF<0,说明有下降趋势;当其超出 0.05 显著性的临界线时,表明序列发生明显的升降变化,并将超出临界线的范围定义为突变的时间段,临界线内 F 和 UB 曲线的交点对应的的时间即为突变发生的时刻^[8,19]。

1.5 偏相关性分析

采用偏相关分析攀枝花市植被 FVC 与年降水量和年平均气温的相关程度。并运用 t 检验法揭示其

显著性,设置显著性标准为 $\alpha=0.05$ 。

1.6 参数最优地理探测器

采用参数 OPGD 模型对研究区植被覆盖度变化的驱动因子进行分析。基于 GIS 建立 0.5、1、1.5、2、2.5、3、3.5、4 km 共计 8 种尺度的采样点,选用 quantile、natural、geometric 和 equal(分位数、自然间断点、几何间隔和相等间隔)4 种离散化方法,分类数设置为 3~12 类,对连续变量进行离散化。筛选出驱动因素 q 值最高的组合(分类方法与分类数),即为驱动因素的最优空间离散化,具有最优空间离散化的所有驱动因素 q 的第 90% 分位数达到最高值时,即为最优空间尺度^[20]。在此基础上选择因子探测、交互探

测和风险探测对攀枝花市植被 FVC 空间分异的影响因素进行分析^[11]。

2 结果与分析

2.1 FVC 时空变化

2.1.1 FVC 空间分布特征 由图 2 可知,1990 年、2000 年、2010 年、2020 年攀枝花市平均植被覆盖度分别为 76.24%、73.12%、66.20%、73.33%。各年份植被均以高等级(0.6~1)植被覆盖为主,在空间上呈“南低北高”分布特征,低等级(0~0.45)植被覆盖主要分布在西区、东区及米易县等低海拔地区,零星分布于盐边县西北边缘及其与仁和区交界处,中等及以上植被覆盖主要分布在北部盐边县和米易县。

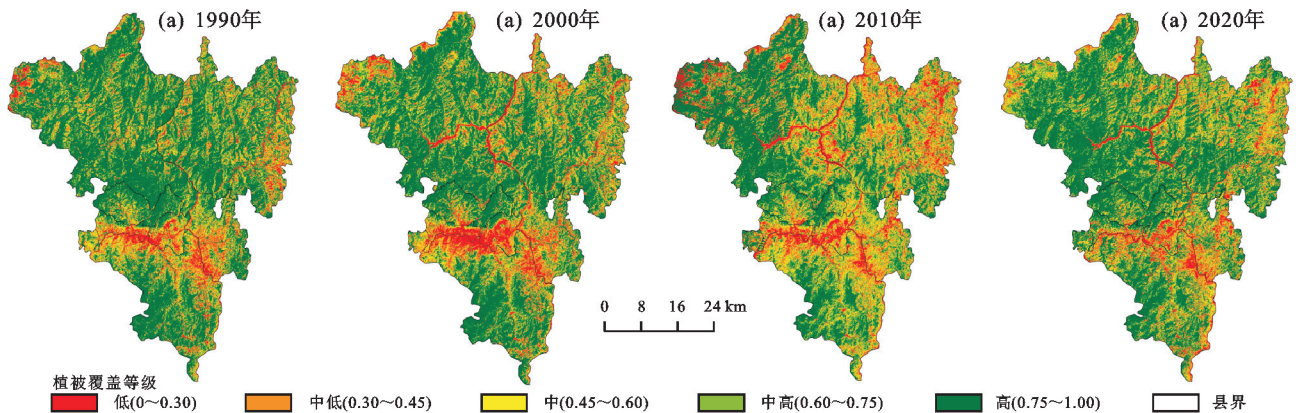


图 2 1990—2020 年攀枝花市植被覆盖度分布

Fig.2 Distribution of the vegetation cover in Panzhihua City from 1990 to 2020

由图 3 可知,1990—2020 年,区域植被覆盖度等级分布变化显著。1990 年,FVC 以高等级植被覆盖为主,面积占比为 68.69%;2000 年,高等级植被占比为 64.08%,低等级植被覆盖面积由 1990 年的 17.69%增至 21.66%,主要集中于中部的东区和西区;到 2010 年,高等级植被覆盖面积降至 58.18%,盐边县低等级植被覆盖显著增加,低等级植被覆盖面积占比达 25.47%。截至 2020 年,各等级植被覆盖面积已基本恢复至 1990 年、2000 年水平,高等级及低等级植被面积占比分别为 66.54%、18.18%。

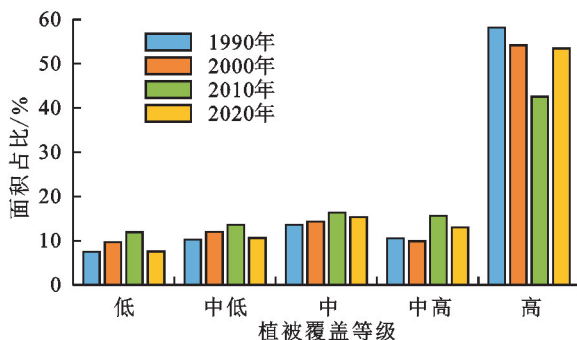


图 3 不同植被覆盖度等级面积百分比统计

Fig.3 Percentage statistics of different vegetation cover classes

2.1.2 FVC 时空变化特征 由图 4 可知,1990—2020

年,攀枝花市 FVC 线性变化斜率为 0.02/10 a,说明该区植被覆盖度呈缓慢增加趋势。FVC 最小和最大的年份出现在 1999 年和 2019 年,分别为 0.635、0.792。由图 4 中 UF 曲线可以看出,除个别年份(1995 年、1997 年、1998 年)外,研究区 1990—1999 年的 FVC 均呈下降趋势,2000 年开始呈持续上升趋势,但在 2013 年之前上升趋势呈锯齿状变化,2015 年后稳定上升,2019 年、2020 年上升趋势显著。UF 和 UB 曲线相交于 2015 年,表明 2015 年是 FVC 突变的开始,自 2015 年起 FVC 上升速率显著增加。

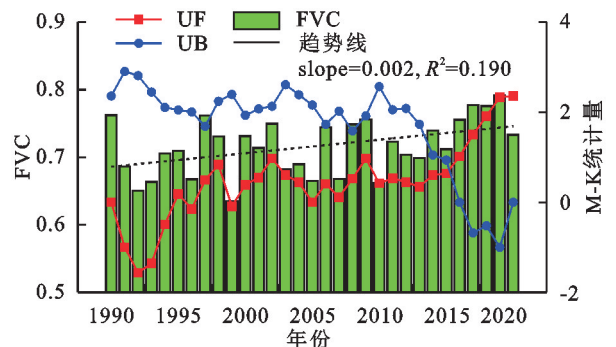


图 4 FVC 时序曲线和 M-K 突变点检验曲线

Fig.4 FVC time series curve and M-K mutation point test curve

为进一步评价植被覆盖变化状况,采用 M-K 检

验法对 FVC 变化趋势进行显著性分析,并将趋势分析的结果与显著性检验的结果相结合得到,FVC 空间变化趋势(表 1)(图 5)。研究区植被覆盖度整体以改善为主,改善区面积为 3 136.81 km²,占比达 44.97%,显著改善区占比为 26.98%,主要集中于金沙江、安宁河及雅砻江水系沿岸。退化区域面积为 1 234.35 km²,占比为 17.70%,显著退化区占比达 7.18%,集中分布于攀枝花市东北部,零星分布于北部、中部及南部;稳定不变区域面积为 2 603.54 km²,所占的比例达到 37.33%,主要分布于西北部地区。

表 1 FVC 变化的趋势统计
Table 1 Statistics of the trend of FVC

植被覆盖的 Sen 趋势	Z	FVC 变化趋势	面积/km ²	占比/%
<-0.000 5	<-1.96	显著退化	500.62	7.18
<-0.000 5	-1.96~1.96	轻微退化	733.73	10.52
-0.000 5~0.000 5	-1.96~1.96	稳定不变	2 603.54	37.33
>0.000 5	-1.96~1.96	轻微改善	1 254.97	17.99
>0.000 5	>1.96	显著改善	1 881.84	26.98

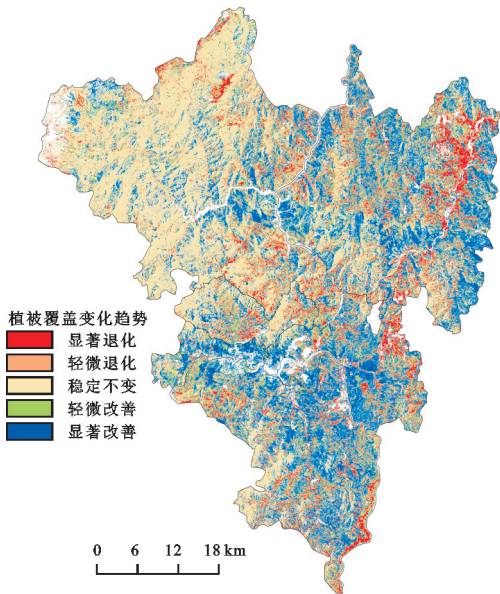


图 5 1990—2020 年 FVC 变化趋势分布

Fig.5 Distribution of the trend of FVC from 1990 to 2020

2.2 FVC 年际变化与气象因子的关系

2.2.1 气象因子年际变化特征 由图 6 可知,1990 年以来攀枝花市年降水量呈波动下降趋势,且波动性较大,下降速率为 1.75 mm/a。研究区多年平均降水量为 839.44 mm,最大值出现在 2001 年,最小值出现在 2011 年。1990—2020 年,攀枝花市多年平均气温为 16.21 °C,总体呈上升趋势,增速为 0.02 °C/a。总体来看,FVC 年际变化趋势与气温变化趋势一致,而与降水变化趋势相反。

2.2.2 植被 FVC 年际变化与气象因子的相关性

攀枝花市属于典型西南高山峡谷生态脆弱区,植被对环境变化十分敏感。由图 7a 可知,研究区 FVC 变

化与降水因子的偏相关系数为-0.722~0.781,平均偏相关系数为 0.059。FVC 与降水呈正相关的区域占总面积的 61.87%,其中有 9.64%通过显著性检验($p < 0.05$),主要集中于攀枝花市金沙江沿岸、安宁河谷平原的低海拔区;FVC 与降水呈负相关的面积占比为 33.91%,其中只有 2.44%通过显著性检验($p < 0.05$),呈负相关的区域位于攀枝花市北部的米易县和盐边县的高海拔区域(图 7c)。

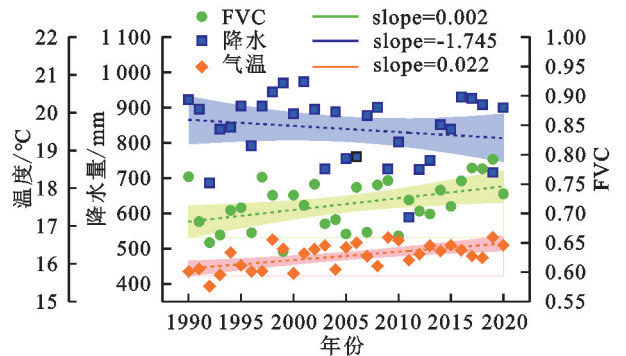


图 6 FVC、降水、气温变化趋势

Fig.6 Trends of FVC, precipitation and temperature

由图 7b 可知,年 FVC 与年平均温度间的相关关系,FVC 变化与气温因子的偏相关系数为-0.884~0.908,平均偏相关系数为 0.058。FVC 与气温呈正负相关并存的现象,正相关占 57.40%,其中有 18.17%通过显著性检验($p < 0.05$);负相关占 38.40%,有 7.52%通过显著性检验($p < 0.05$)。位于攀枝花中部雅砻江水系周边及安宁河沿岸 FVC 与气温主要表现为负相关,其余地区 FVC 与气温主要表现为正相关(图 7d)。总体而言,攀枝花市植被生长变化受降水和气温共同影响,气温对研究区的影响略高于降水。

2.3 FVC 空间分异的驱动因素

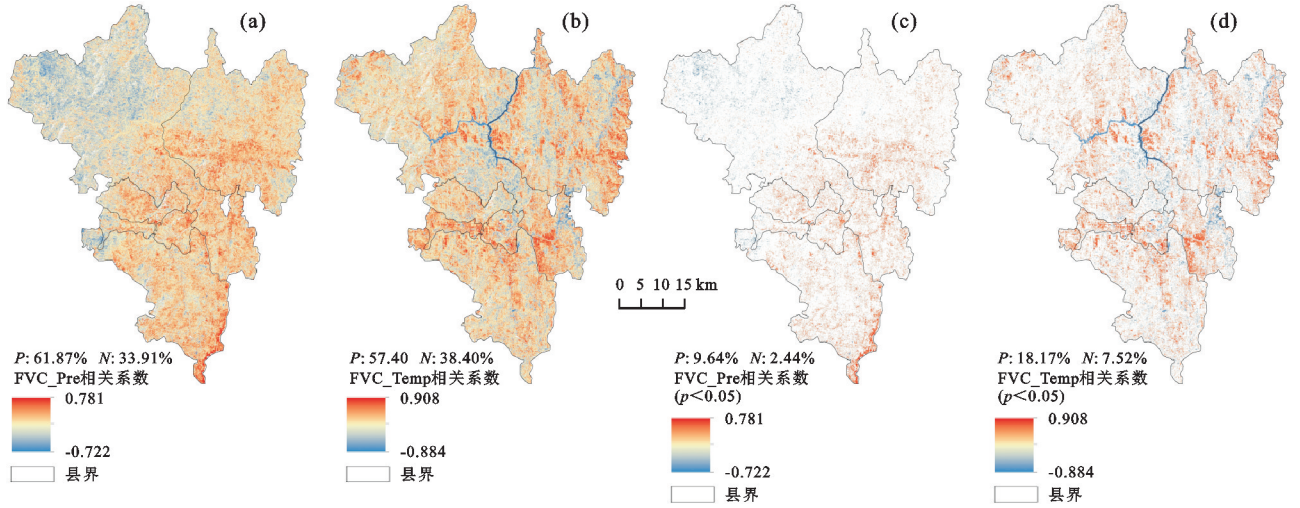
2.3.1 参数最佳空间尺度和最优离散化 运用 R 语言 GD 包分析发现,90%的 q 在采样点为 3.5 km 时最大,因此,选择 3.5 km×3.5 km 作为空间分异驱动分析的最佳空间尺度,驱动因素选择及其最优空间离散化结果见表 2。

2.3.2 驱动因素分析 就单因子探测结果而言,FVC 受到自然环境因素和社会经济因素共同影响。土地利用类型对 FVC 的解释力为 0.216,对该区 FVC 空间分布具有显著影响;高程和气温对 FVC 也有较强影响力, q 分别为 0.214、0.200;而地貌的解释力最小, q 值仅为 0.053(图 8)。

从交互探测结果(图 9)来看,双因子间的交互作用分为共线性减弱(1 对)、双因子增强(26 对)和非线性增强(28 对)3 种关系,主要表现为双因子增强和非线性增强趋势,表明 2 个因子交互对 FVC 的影响远大于单因素的影响。就解释力而言,气温与其余因子

的交互作用解释力最强,高程与其余因子的交互作用解释力次之。坡向和气温交互对 FVC 空间分异的影响最大,解释力达 43.00%;高程和坡向、气温和降水

交互作用后影响力大大提升,解释力分别为 39.80%、36.80%;地貌和降水的交互作用对 FVC 空间分异影响最小,q 仅为 12.20%。



注: $p < 0.05$ 为通过显著性相关检验; P 和 N 分别表示正、负相关,数值代表显著相关的百分比。

图 7 FVC 与降水、气温的相关性空间分布

Fig.7 Spatial distribution of the correlations between FVC and precipitation and air temperature

表 2 驱动因子及其最优空间离散化结果

Table 2 The drivers and their classification results

类型	指标	分类方法	分级
地形和土壤类型	高程	equal	12
	坡度	geometric	12
	坡向	equal	12
	地貌	—	6
	土壤类型	—	11
气候和植被	年均气温	natural	12
	年降水量	quantile	12
	植被类型	—	6
社会经济和人类活动	人口密度	quantile	10
	GDP	natural	11
土地利用类型	—	—	6

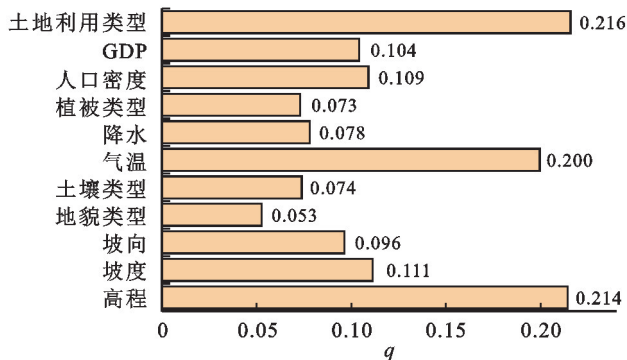
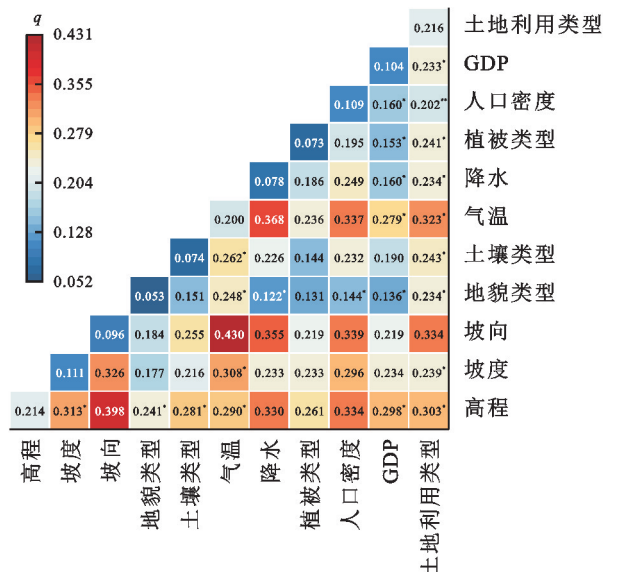


图 8 因子探测结果

Fig.8 Factor detection results

基于风险探测器可确定有利于区域内植被生长的因子范围或类型,同一解释变量不同区间对 FVC 变化影响存在差异,FVC 值越高的因子区间越有利于植被生长。由表 3 可知,FVC 随高程先升高后下

降,在 2 300~2 500 m 时达到最大值(0.87),当坡度为 45.1°~63.2°,坡向为阳坡时,植被生长状况较好。区域植被生长最适宜的地貌类型为中山,土壤类型为黄棕壤,植被类型为草甸。FVC 随气温的升高呈先增加后降低趋势,13.7~14.9 °C 内植被生长最好。降水量为 860~874 mm 时,FVC 达到最大,超过该范围后植被覆盖随降水增多而下降。在人为因素方面,随着人口密度和 GDP 的持续增长,FVC 平均值呈先升高后下降趋势,分别在 59~61.6 人/km²、1 630~7 480 万元/km²时达最大值,FVC 分别为 0.85、0.79,表明适度的人类活动对植被生长具有促进作用。



注: * * 为线性减弱; * 为双因子增强; 无标记为非线性增强。

图 9 各影响因子交互探测结果

Fig.9 Interaction detection diagram of each influencing factor

表 3 植被 FVC 适宜范围或类型
Table 3 Appropriate range or type of FVC

类型	指标	FVC 适宜范围或类型	FVC
地形和土壤类型	高程/m	2 300~2 500	0.87
	坡度/(°)	45.1~63.2	0.82
	坡向/(°)	180~210	0.83
	地貌类型	大起伏中山	0.77
	土壤类型	黄棕壤	0.79
气候和植被	年平均气温/°C	13.7~14.9	0.82
	年降水量/mm	860~874	0.79
	植被类型	草甸	0.82
社会经济和人类活动	人口密度/(人·km ⁻²)	59~61.6	0.85
	GDP/(万元·km ⁻²)	1 630~7 480	0.79
	土地利用类型	林地	0.76

3 讨论

3.1 FVC 时空变化特征

本研究结果表明,1990—2020 年攀枝花市植被覆盖空间分布主要表现为“南低北高”,与研究区 2001—2010 年研究趋势较一致^[21],研究区总体改善面积远大于退化面积,表明区域生态环境趋势向好发展,可能与国家政策、区域经济发展及人类活动等要素有关^[7]。1990—2000 年,攀枝花市积极开展农村、城市和国有企业改革,完成全国首批现代企业制度改革试点,社会经济发展和人类活动范围与强度不断增加,导致局部区域植被覆盖出现一定程度的退化,1999 年 FVC 降至谷值。2000 年以来,各类生态政策的实施有效地推动区域生态环境建设^[22],金沙江沿岸等局部地区的植被改善尤为明显。然而,2010 年 FVC 呈下降趋势,安宁河及雅砻江沿岸低等级植被覆盖面积增加明显,可能与二滩水电站建设发展扰动地表植被、雅砻江集水面拓宽改变区域小气候及西南地区出现极端干旱有关^[18,21,23]。2015 年开始,区域正值第二轮退耕还林、矿山修复、农业产业结构调整等,生态成效明显^[12],故 FVC 增加速率上升。同时,此期间区域开始推进现代农业产业基地建设向二半、高寒山区及边远民族地区延伸,盐边县、米易县建成农业发展区,且中高山旅游开发带动周边产业发展,导致北部高海拔区域局部退化明显,人为干扰的范围由低海拔向高海拔区域扩散,并对区域植被产生显著影响,应引起高度重视。

3.2 FVC 时空变化的驱动因素

植被覆盖变化是自然和人为因素共同作用的结果^[24],不同驱动因子有适宜植被生长的不同范围或类型。本研究结果表明,区域土地利用类型、高程和气温是 FVC 变化的主要驱动力,且耦合效应均比单

个因素对植被覆盖度的驱动作用更大。其中,人类活动通过改变土地利用类型对植被产生影响,一方面,快速城镇化、不合理的垦殖、采矿及旅游开发等活动导致植被退化^[1,6];另一方面,区域实行退耕还林、天然林保护、矿山修复等生态政策,积极调整工、农业生产结构,使退化严重的植被得以不断恢复^[6-7,13]。然而,土地利用类型对 FVC 的解释力 q 仅达到 0.216, GDP 和人口密度对区域内植被变化的影响也相对较小,可能是因为受气候和地形条件影响,大部分地区人居环境适宜性较差,人口密度低且集中,导致人为因素对 FVC 的影响极其有限^[25]。

地形因素调节着植被生长所需的温度、降水、光照、土壤有机质等各种自然资源^[9],植被对不同地形空间分异的环境变化十分敏感^[13]。本研究中,地形因子与其他因子的良好耦合增强对 FVC 的解释力,高程是影响植被变化的主要地形因子,解释力仅次于土地利用,与 LAI 等^[7]研究结果较一致。风险探测结果显示,研究区 FVC 随高程增加先升高后下降,且在起伏较大的中山区更高,表明局地海拔、坡度限制人类活动范围和强度,故植被覆盖度增加。而盐边县西北部高海拔陡坡地区则可能是因水资源供应量及气温的下降限制植被生长,且进行植被恢复较为困难,所以,植被覆盖度相对较低。李娟等^[10]研究发现,祁连山植被覆盖变化在高程、坡度等地形条件下差异明显,坡向的地形效应不明显,而本研究中,虽然坡向单一因子影响力较小,但与自然因子(高程、温度)及人类活动因子(人口密度、土地利用)交互后解释力显著增强,且在阳坡植被生长最好,可能与不同坡向所接受的光照条件、太阳辐射量不同导致水热组合差异有关^[10],通常阳坡光照充足,更适合植被生长^[21]。另外,本研究表明,黄棕壤(淋溶土)内植被生长状况最佳,与以往四川地区研究^[26]结果较一致,可能是因为淋溶土保肥能力强,富含植物生长所需的营养物质^[11]。

水热条件的增加有利于植被覆盖状况改善^[6-7]。本研究偏相关结果表明,大部分区域植被覆盖与降水、气温呈正相关,且风险探测结果表明,降水和温度高于或低于植被的耐受范围时,都严重阻碍植被的生长发育,与其他地区研究^[9]较为一致。雅砻江水系周边,FVC 与气温呈负相关,降水成为植被生长的主要制约因素,可能是因为该区域人类活动频繁、太阳辐射多且散热较差,气温过高加剧地区土壤蒸发和植被蒸腾,对植被生长造成不利作用^[7-8,21]。同时有研究^[26]表明,水资源充足地区,温度适当升高也有利于植被生长发育,因此,金沙江、安宁河沿岸与温度呈正

相关面积较为集中。而北部高海拔地区 FVC 与降水呈负相关,热量成为植被生长的主要限制因素,可能是因为高海拔区域本身植被覆盖相对较高、涵养水源功能良好,且随着海拔升高气温逐渐降低,过度降水难以满足植被生长的热量需求^[6,13]。本研究偏相关性分析显示,气温与植被的显著正相关和负相关面积比例大于降水,且植被显著改善区与温度的偏相关系数呈正相关区域重合度较高,表明气温的影响力略大于降水的影响力,与以往西南地区研究^[4]结果较为一致,可能是因为降雨影响有滞后性,且该区域大部分水资源来自雅砻江、金沙江等水系和高山冰川融雪,地表径流等其他水分来源在一定程度上削弱降水对植被的直接影响,使得植被对温度更为敏感^[2,4,22]。

本研究分析攀枝花市植被的时空变化特征及影响因素表明,区域植被向好发展,各驱动因素间形成的增强作用和减弱作用,使得攀枝花地区 FVC 在自然因素与人类活动共同影响下,空间分异现象显著,研究结果可为攀枝花市的生态保护和植被恢复提供指导。然而,本研究也存在一定局限性。一方面,尽管 EVI 在监测植被茂密地区具有较好的稳定性,但仍出现饱和现象,对监测结果产生影响,为获得更准确的结果,可在后续的研究中引入核归一化差异植被指数(KNDVI);另一方面,为更加全面地反映区域植被变化情况,可考虑增加如湿度、尾矿库分布、工业企业分布等因素。

4 结论

1) FVC 呈“南低北高”的空间分布特征,以高等级植被覆盖为主,且主要分布在北部高海拔地区,而低植被覆盖区位于金沙江沿岸及安宁河谷平原。研究时段内 FVC 为 0.635~0.792,总体呈上升趋势,增长速率为 0.02/10 a。植被改善的面积占整个区域面积的 44.97%,尤其是南部及东北部地区植被恢复趋势明显,但安宁河、雅砻江沿岸人类活动较为集中,西北部生态环境脆弱易变,植被均有退化趋势,需重点关注。

2) 气温和降水对植被变化均有贡献, FVC 与年均气温和年平均降水量均以正相关为主,且气温与植被的显著正相关和负相关面积比例大于降水,植被受气温的影响较降水更为突出。

3) FVC 空间分异现象主要受到土地利用类型、高程和气温的影响,在自然和社会经济活动共同影响下,因子间的交互作用进一步增强或减弱此现象,且各因子均具有最适宜植被生长的范围或类型。因此,未来在制定地区生态修复对策时,应综合考虑人类活动、地形和气候等的交互影响,在最适宜范围内进行植被变化干预,因地制宜开展区域植被保育和生态恢复。

参考文献:

- [1] LIU Y, HUANG T T, QIU Z Y, et al. Effects of precipitation changes on fractional vegetation cover in the Jinghe River Basin from 1998 to 2019[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 80: e102505.
- [2] 卡米兰·阿布力克, 杨涵. 乌鲁木齐河流域植被覆盖度变化及驱动力研究[J]. *灌溉排水学报*, 2024, 43(2): 96-105.
KAMILAN · A, YANG H. Change in vegetation coverage in Urumqi River Basin and the underlying determinants[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2024, 43(2): 96-105.
- [3] HE X, ZHANG F, CAI Y F, et al. Spatio-temporal changes in fractional vegetation cover and the driving forces during 2001—2020 in the northern slopes of the Tianshan Mountains, China[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(30): 75511-75531.
- [4] 李美丽, 尹礼昌, 张园, 等. 基于 MODIS-EVI 的西南地区植被覆盖时空变化及驱动因素研究[J]. *生态学报*, 2021, 41(3): 1138-1147.
LI M L, YIN L C, ZHANG Y, et al. Spatio-temporal dynamics of fractional vegetation coverage based on MODIS-EVI and its driving factors in Southwest China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(3): 1138-1147.
- [5] 冯娴慧, 曾芝琳, 景美兮, 等. 基于 NDVI 和 EVI 不同植被指数表征的粤港澳大湾区植被空间格局驱动因子影响力比较分析[J]. *华中农业大学学报*, 2023, 42(4): 116-124.
FENG X H, ZENG Z L, JING M X, et al. Influence of driving factors under different vegetation indices of NDVI and EVI in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2023, 42(4): 116-124.
- [6] WANG R J, WANG Y J, YAN F. Vegetation growth status and topographic effects in frozen soil regions on the Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(19): e4830.
- [7] LAI J L, ZHAO T H, QI S. Spatiotemporal variation in vegetation and its driving mechanisms in the southwest alpine canyon area of China[J]. *Forests*, 2023, 14(12): e2357.
- [8] 李霞, 张乐艺, 吴晨. 基于 GEE 和地理探测器的河南省不同流域植被变化及影响因素[J]. *应用生态学报*, 2024, 35(7): 1887-1896.
LI X, Z L Y, WU C. Vegetation changes and influencing factors in different watersheds of Henan Province based on GEE and geographic detectors [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2024, 35(7): 1887-1896.
- [9] SHI S H, WANG X L, HU Z R, et al. Geographic detector-based quantitative assessment enhances attribution analysis of climate and topography factors to vegetation variation for spatial heterogeneity and coupling[J]. *Global Ecology and Conservation*, 2023, 42: e02398.

- [10] 李娟,龚纯伟.祁连山国家公园植被覆盖变化地形分异效应[J].水土保持通报,2021,41(3):228-237.
LI J, GONG C W. Effects of terrain factors on vegetation cover change in national park of Qilian Mountains [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(3):228-237.
- [11] 王晓蕾,石守海,陈江朝霞.黄河流域植被覆盖度变化及驱动因素[J].中国环境科学,2022,42(11):5358-5368.
WANG X L, SHI S H, CHEN J Z X. Change and driving factors of vegetation coverage in the Yellow River Basin[J]. China Environmental Science, 2022, 42(11):5358-5368.
- [12] 辛宇,孙梦鑫,张岳,等.2000—2020年四川省植被覆盖时空变化特征及其气候驱动因子[J].水土保持通报,2022,42(4):312-319.
XIN Y, SUN M X, ZHANG Y, et al. Spatiotemporal characteristics of vegetation cover and climate driving factors in Sichuan Province from 2000 to 2020[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2022, 42(4):312-319.
- [13] WANG C Y, WANG J N, NAUDIYAL N, et al. Multiple effects of topographic factors on spatio-temporal variations of vegetation patterns in the three parallel rivers region, southeast Qinghai-Tibet Plateau [J]. Remote Sensing, 2022, 14(1):e151.
- [14] 李星媚,严军.基于 GEE 和 PLSR 的 2001—2020 年长三角地区植被覆盖时空变化及驱动力分析[J].西北林学院学报,2023,38(6):219-227.
LI X M, YAN J. Spatiotemporal variation and driving force analysis of vegetation cover in the Yangtze River Delta based on GEE and PLSR during 2001—2020 [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2023, 38(6):219-227.
- [15] LI J, WANG J L, ZHANG J, et al. Growing-season vegetation coverage patterns and driving factors in the China-Myanmar economic corridor based on google earth engine and geographic detector[J]. Ecological Indicators, 2022, 136:e108620.
- [16] SONG Y Z, WANG J F, GE Y, et al. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data[J]. Giscience and Remote Sensing, 2020, 57(5):593-610.
- [17] ZHAO X Y, TAN S C, LI Y P, et al. Quantitative analysis of fractional vegetation cover in southern Sichuan urban agglomeration using optimal parameter geographic detector model, China[J]. Ecological Indicators, 2024, 158:e111529.
- [18] 赵管乐,彭培好.基于 RSEI 的典例干热河谷区:四川省攀枝花市生态环境变化分析[J].山地学报,2021,39(6):842-854.
ZHAO G Y, PENG P H. RSEI-based evaluation on ecological environment changes in typical dry hot valley: Panzhihua city, Sichuan, China [J]. Mountain Research, 2021, 39(6):842-854.
- [19] 任天晨,陈军锋,刘楠,等.近 40 年黄河流域季节性植被覆盖时空动态及驱动因子探测[J].中国农村水利水电,2023(7):94-104.
REN T C, CHEN J F, LIU N, et al. Temporal and spatial variation characteristic and driving factors of seasonal vegetation coverage in the Yellow River Basin in recent 40 years [J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(7):94-104.
- [20] 施智勇,谢慧黎,王圳峰,等.基于参数最优地理探测器的福州市生境质量时空格局与驱动力分析[J].环境工程技术学报,2023,13(5):1921-1930.
SHI Z Y, XIE H L, WANG Z F, et al. Analysis of spatio-temporal heterogeneity of habitat quality and their driving factors based on optimal parameters-based geographic detector for Fuzhou City, China [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2023, 13(5):1921-1930.
- [21] 陈桃,包安明,何大明.基于 MODIS NDVI 的攀枝花市植被覆盖变化及其驱动力[J].长江流域资源与环境,2018,27(8):1847-1857.
CHEN T, BAO A M, HE D M. Analyzing dynamic vegetation change and its driving factors in Panzhihua city using MODIS NDVI data [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2018, 27(8):1847-1857.
- [22] 张顾萍,陈国民,邵怀勇,等.近 16 年金沙江流域植被覆盖时空特征及其对气候的响应[J].长江流域资源与环境,2021,30(7):1638-1648.
ZHANG G P, CHEN G M, SHAO H Y, et al. Spatial-temporal characteristics of vegetation coverage and its response to climate from 2000 to 2015 in Jinsha River Basin, China [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2021, 30(7):1638-1648.
- [23] JIANG S S, CHEN X, SMETTEM K, et al. Climate and land use influences on changing spatiotemporal patterns of mountain vegetation cover in southwest China [J]. Ecological Indicators, 2021, 121:e107193.
- [24] ZHANG Y, ZHANG L Q, WANG J Y, et al. Quantitative analysis of NDVI driving factors based on the geographical detector model in the Chengdu-Chongqing region, China [J]. Ecological Indicators, 2023, 155:e110978.
- [25] XU T, WU H. Spatiotemporal analysis of vegetation cover in relation to its driving forces in qinghai-tibet plateau [J]. Forests, 2023, 14(9):e1835.
- [26] PENG W F, KUANG T T, TAO S. 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.