

DOI: 10.20103/j.stxb.202305311156

钟旭珍, 王金亮, 邓云程, 李杰, 吴瑞娟, 董品亮. 怒江-萨尔温江流域植被覆盖时空变化趋势及驱动力. 生态学报, 2023, 43(24): 10182-10201.

Zhong X Z, Wang J L, Deng Y C, Li J, Wu R J, Dong P L. Spatio-temporal variation and driving forces of vegetation cover in the Nujiang-Salween River Basin. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(24): 10182-10201.

怒江-萨尔温江流域植被覆盖时空变化趋势及驱动力

钟旭珍^{1,2,3,4,5}, 王金亮^{1,3,4,5,*}, 邓云程^{1,4,5}, 李 杰^{1,4,5}, 吴瑞娟², 董品亮⁶

1 云南师范大学地理学部, 昆明 650500

2 内江师范学院地理与资源科学学院, 内江 641100

3 云南师范大学-西南联合研究生院, 昆明 650500

4 云南省高校资源与环境遥感重点实验室, 昆明 650500

5 云南省地理空间信息工程技术研究中心, 昆明 650500

6 美国北德克萨斯大学地理系, 丹顿 76203

摘要: 植被作为陆地生态系统的主要组成部分, 对区域生态系统环境变化、全球碳循环和气候调节具有非常重要的作用。怒江-萨尔温江流域是东南亚最重要的跨境河流之一, 其植被变化会影响区域生态系统和气候。研究以怒江-萨尔温江流域为研究区, 基于 2000—2021 年 MODIS NDVI 数据, 利用 BFAST 模型、Hurst 指数以及地理探测器研究了其植被覆盖时空演变趋势和未来可持续性以及驱动因子。结果表明: (1) 2000—2021 年, 怒江-萨尔温江流域植被覆盖总体呈波动上升趋势, 多年平均植被覆盖度 FVC(Fractional Vegetation Cover) 为 0.73, 以高植被覆盖和较高植被覆盖为主。植被分布具有明显的空间异质性, 下游和中游植被覆盖明显优于上游。(2) BFAST 趋势表明, 近 22 年怒江-萨尔温江流域植被覆盖改善和退化的区域面积占比分别为 71.24%、28.76%, 改善的区域远大于退化的区域, 说明研究区植被得到较好的保护。Hurst 指数显示, 未来植被将持续改善和退化的区域占比分别为 94.89%、2.76%。BFAST 与 Hurst 二者叠加共耦合了 17 种植被覆盖的未来趋势情形, 整体上未来植被呈持续改善为主, 将持续改善和持续退化状态的面积占比分别为 68.99%、29.09%。(3) 基于最优参数的地理探测器结果表明, 海拔对研究区植被覆盖分布具有宏观控制作用, 影响最大, 其次是气温、降水等气象因子。各区域植被覆盖影响因素又具有差异性, 其中, 海拔和土地利用方式对上游地区植被覆盖的影响比中游和下游区域显著; 中游高山峡谷地区以海拔以及海拔差异带来的气温、降水差异对植被覆盖影响重大; 下游地区以人口、GDP 等人为因素影响为主。研究结果对了解研究区生态环境状况及未来变化提供科学数据支持。

关键词: FVC; 非线性趋势; BFAST 模型; Hurst 指数; 地理探测器; 怒江-萨尔温江流域

Spatio-temporal variation and driving forces of vegetation cover in the Nujiang-Salween River Basin

ZHONG Xuzhen^{1,2,3,4,5}, WANG Jinliang^{1,3,4,5,*}, DENG Yuncheng^{1,4,5}, LI Jie^{1,4,5}, WU Ruijuan², DONG Pinliang⁶

1 Faculty of Geography, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China

2 School of Geography and Resource Science, Neijiang Normal University, Neijiang 641100, China

3 Southwest United Graduate School, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China

4 Key Laboratory of Resources and Environmental Remote Sensing for Universities in Yunnan, Kunming 650500, China

5 Center for Geospatial Information Engineering and Technology of Yunnan Province, Kunming 650500, China

6 Department of Geography, University of North Texas, Denton 76203, USA

基金项目: 国家自然科学基金项目(41961060); 国家重点研发计划政府间国际科技创新合作重点专项(2018YFE0184300); 四川省科技计划资助(2023NSFSC0754)

收稿日期: 2023-05-31; **网络出版日期:** 2023-11-10

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: jlwang@ynnu.edu.cn

Abstract: As the main component of terrestrial ecosystem, vegetation plays a very important role in regional ecosystem environmental change, global carbon cycle, and climate regulation. The Nujiang-Salween River Basin is one of the most important transboundary rivers in Southeast Asia, and its vegetation changes will affect regional ecosystems and climate. This study takes the Nujiang-Salween River Basin as the research area, based on the MODIS NDVI data from 2000 to 2021, using the BFAST model, Hurst exponent, and geographic detectors to study the temporal and spatial evolution trends of vegetation coverage, future sustainability, and driving factors. The results show that: (1) from 2000 to 2021, the vegetation coverage of the Nujiang-Salween River Basin presented an overall fluctuating upward trend, and the annual average Fractional Vegetation Cover (FVC) value was 0.73, mainly with high vegetation coverage and relatively high vegetation coverage. Vegetation distribution had obviously spatial heterogeneity, and the vegetation coverage in the lower and middle reaches was significantly larger than that in the upper reaches. (2) The BFAST trend indicated that in the past 22 years, the proportions of areas with improved and degraded vegetation cover in the Nujiang-Salween River Basin were 71.24% and 28.76%, respectively. The improved areas were much larger than the degraded areas, indicating that the vegetation in the study area has been well protected. The Hurst exponent shows that the proportion of areas where vegetation will continue to improve and degrade in the future is 94.89% and 2.76%, respectively. The superposition of BFAST and Hurst coupled 17 types of future trends in vegetation coverage. Overall, the vegetation in the future will continue to improve, accounting for 68.99% and 29.09% of the areas that will continue to improve and continue to degrade, respectively. (3) The results of Optimal Parameters-based Geographic Detector (OPGD) show that altitude has a macroscopic control effect on the distribution of vegetation coverage in the study area, with the greatest impact, followed by meteorological factors such as temperature and precipitation. There are differences in the influencing factors of vegetation cover among different regions. The altitude and land use methods have more significant impact on vegetation cover in the upper reaches than in the lower and middle reaches. In the alpine and canyon regions of the middle reaches, the altitude and differences in temperature and precipitation brought about by altitude have major impact on vegetation coverage, while the lower reaches is mainly influenced by factors such as population and GDP. The results provide scientific data support for understanding the ecological environment status and future changes in the research area.

Key Words: fractional vegetation cover; nonlinear trend; BFAST model; Hurst exponent; geographic detector; Nujiang-Salween River Basin

近百年来全球气温持续上升,根据 IPCC 发布的《气候变化 2021:公众摘要》报告显示:与 19 世纪末(工业革命前)相比,2011 年至 2020 年地球表面的平均气温升高了 1.1℃,并且比过去 12.5 万年的任何时候都高^[1]。历年的 IPCC 发布的报告均认为:近百年来,人类过度的开荒及大规模活动,导致所排放的温室气体有增无减,这是造成全球变暖最主要的原因^[2]。人类活动不仅导致了全球气候的变暖,还诱发了如极端天气、植被退化、水土流失等生态安全问题。生态环境是人民生存的基础条件,人类可持续发展的保障。而植被作为生态系统主要的组成部分,对区域生态系统环境变化有着重要指示,对全球碳循环和气候调节具有非常重要的作用。植被覆盖度(FVC)是指植被在地面的垂直投影面积占总面积的百分比,它量化了植被的茂密程度,反映了植被的生长态势,是描述生态系统变化的重要基础数据^[3]。怒江-萨尔温江是东南亚最长的自由流动河流和最重要的跨界河流之一,在中国-中南半岛经济走廊建设和中缅经济走廊建设和生态保护中发挥着不可替代的作用。在过去的 50 年里,该流域冬季和春季气温呈上升趋势,气温上升的幅度随着海拔高度的升高而增加^[4]。然而,目前对该流域关注不够,尚没看到其植被覆盖研究报道。因此,研究分析其植被覆盖时空演变,并探讨其驱动力,可为其生态环境保护和社会经济发展提供重要指导作用^[5]。

估算植被覆盖度(FVC)是植被覆盖相关研究的重要基础,有多种估算方法,如地表实测法、经验模型法、植被指数法、决策树分类法等,部分方法存在对实测数据依赖性强、计算繁琐、需要大量样本数据等缺点,特别

对于偏远地区来说很难实现^[6],而遥感技术的快速发展以及遥感大数据时代的到来,使得在大时空尺度上精确监测偏远地区的植被行为成为可能^[7],其中 MODIS NDVI 产品被大量学者用于植被覆盖度的计算及其动态变化的定量分析,而像元二分模型法是常用的 FVC 估算方法,其操作较为简单,可直接利用 NDVI 数据来进行计算^[8-10]。目前针对植被覆盖演变规律的研究主要是运用一些常规的线性趋势分析方法,如线性回归分析方法^[11-12]、相关性分析法^[13-14]、Theil-Sen 斜率与 Mann-Kendall 检验结合的趋势分析法^[15],很少有学者关注其非线性变化特征。然而,植被覆盖的时空分布与变化受多方面的因素影响,使得其演变规律也具有复杂性,并不仅仅呈现为简单的线性变化,而 BFAST 法可用于分析不同类型的时间序列,对长时间序列过程中趋势的突变检测具有很好的应用效果,已有学者将其用于植被的非线性特征^[15-17],以及气温变化^[18]、气溶胶变化^[19]等领域研究中,并显示了其较好的适用性^[20-21]。对于南北跨度极大的怒江-萨尔温江流域,其不同纬度区域的植被变化特征及原因也会存在差异,因此有必要运用 BFAST 法来更加准确地探究其植被变化的非线性特征及其未来发展趋势。

对于植被未来可持续性的研究,Hurst 指数法是广大学者常用的方法^[22-23]。耦合 BFAST 法与 Hurst 指数可以实现植被未来趋势的更加精确表达。驱动植被变化的因素,有人为因素和自然因素,以往学者大多采用偏相关分析、回归分析等方法研究植被覆盖度变化的影响因素^[24-25],这些方法假设了植被与各环境因子存在线性关系。然而植被在环境中的生长过程影响因素复杂,可能不存在严格的线性关系^[26]。而由王劲峰等学者提出的地理探测器模型(Geographical Detector,简称 Geodetector),不仅可用于探测空间分异性并识别其主要的影因子,还能实现不同因子间的交互作用探测^[27]。此方法无线性假设,可以避免多重共线性问题,在计算驱动因子的贡献率时结果较为准确^[28]。其改进的模型 OPGD 模型(Optimal Parameters-Based Geographical Detector,OPGD)加入了参数优化模块,可根据自变量的特征进行多种方式和多种断点数目的离散化处理,选取出最优的离散化方式和最优的断点数目,提高各类别间的显著差异性^[29]。因此,研究采用该方法进行植被非线性特征的驱动因子探测。

基于以上分析可知,尽管已经开展了许多关于植被时空演变与驱动因素的研究,但目前还没有学者采用 BFAST 法研究其历史非线性趋势的同时结合 Hurst 指数表达其未来更加精确的可持续性,也就是考虑了植被非线性特征的未来趋势预测。另外,怒江-萨尔温江是东南亚一条重要的国际河流,对南亚、东南亚的气候调节具有重要作用,但由于其南北跨度大,涉及中国、缅甸和泰国,对其进行相关研究尤其数据收集较为困难,目前还没有学者对该流域进行植被覆盖的相关研究。因此,研究以该流域为研究对象,基于 MODIS NDVI 数据,在遥感与 GIS 技术的支持下,采用像元二分模型估算其近 22 年的植被覆盖度,并借助 BFAST01 模型及 Hurst 指数等,对区域内植被覆盖的时空分布、非线性变化趋势和未来可持续性进行分析,并结合坡度、海拔、降雨、气温、人口、GDP、土地类型等自然和人类活动因子,引入 OPGD 对影响研究区植被覆盖度的主要因素进行定量探究,以期对研究区的生态环境保护和可持续发展提供科学依据。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

怒江-萨尔温江发源于青藏高原上的唐古拉山脉,经中国云南(保山、临沧)流入缅甸,最后注入印度洋的安达曼海,经过中国、缅甸和泰国(图 1)。该流域形状极为狭长,河流全长约 3200 km,流域总面积为 32.5 万 km²,它在中国的部分被称为怒江,其余的部分称为萨尔温江,是东南亚最长的自由流动河流,也是最重要的跨境河流之一。杨帆等的研究中,将嘉玉桥以上划分为上游,嘉玉桥到中缅边界为中游,中国边界以南为下游^[30]。由于该流域南北跨度和海拔高差都很大,横跨多个气候带和生态区,其气候多样,地形复杂,不同区域的地形、气候、土地利用类型都存在很大的空间差异性,本研究根据流域海拔特征并结合行政区划界限,将云南和西藏交界线以北区域划分为上游,属于青藏高原,为典型的高原山地气候区,气候变化较为敏感;云南西藏交界线到中缅边界划分为中游,主要为高山峡谷区,即狭窄又陡峭,气候垂直差异明显,流经三江并流保护

区;中国边界以南为下游,海拔相对北部较低,地势较为平坦,属于热带季风气候,以此分区作为后期相关研究和分析的基础。

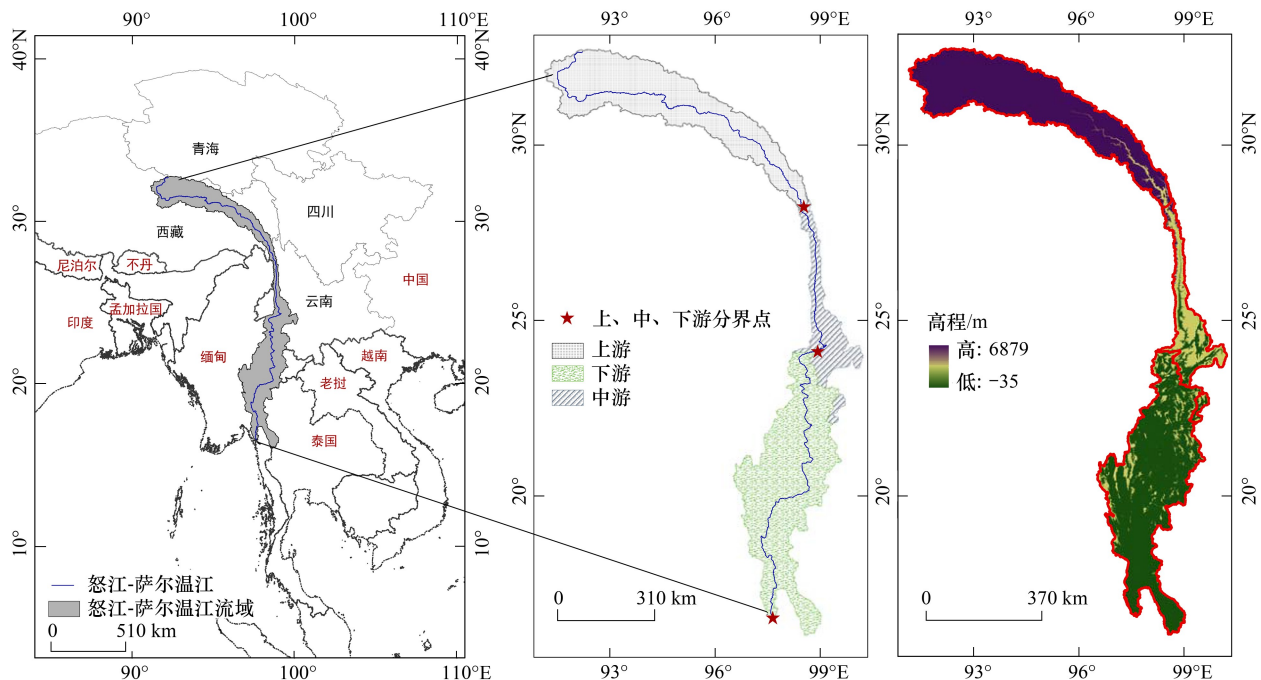


图1 研究区地理位置图

Fig.1 Geographical location map of the study area

1.2 数据源及预处理

研究数据主要包括 MODIS NDVI 数据,地形数据,土地利用数据,气象数据以及人类活动数据,研究区流域边界和行政区划数据等。详述如下:

1.2.1 NDVI 数据

研究使用 2000—2021 年 MODIS NDVI 数据,通过 GEE(Google Earth Engine, GEE)遥感大数据云平台进行调用、预处理及下载,数据原网站为 USGS (<https://lpdaac.usgs.gov/products/>),其时间分辨率为 16d,空间分辨率为 250m。在 GEE 平台中对其进行镶嵌、投影、转换和裁剪等预处理,为了消除云、大气效应、扫描角度和太阳天顶角等对影像质量的影响,研究采用了最大值合成法 MVC(Maximum Value Composite)来进行 NDVI 数据的合成^[15],该方法被广泛用于植动态研究的预处理中^[31]。借助 ENVI IDL 平台,选用像元二分模型 (DPM) 来计算研究区月度及年度 FVC,用于后续植被覆盖的相关分析。

1.2.2 地形数据

研究使用的地形数据为 2000 年采集的 SRTM Digital Elevation Data Version 4,分辨率为 90m,数据生产于 NASA (<https://srtm.csi.cgiar.org/>),通过 GEE 平台对其进行拼接、裁剪和下载,并通过 ArcGIS 10.2 软件提取如海拔、坡度、坡向等地形因素作为后续植被覆盖驱动力分析的指标。

1.2.3 LULC 数据

研究使用的土地利用数据为 ESA WorldCover 10m v100,来自 esa (<https://esa-worldcover.org/en>),也是通过 GEE 平台对其进行投影转换和裁剪等预处理和下载。该产品将土地利用类型分为了 11 类,比较详细的表示了不同地表覆盖类型,我们将其作为植被覆盖的人类活动驱动因子之一。

1.2.4 气象数据

研究使用的气象数据主要包括 2000—2021 年的气温、降水、蒸散发以及气候类型。其中气温数据由

ERA5 提供的第五代 ECMWF 全球气候大气再分析数据,通过 GEE 平台进行预处理与下载。我们选用的是 mean_2m_air_temperature,单位为 K;降水量数据选用的是 Climate Hazards Group InfraRed Precipitation With Station Data 2.0 (<https://chc.ucsb.edu/data/chirps>), 单位为 mm,分辨率为 0.05°。蒸散发数据为 GLEAM ET 产品,空间分辨率为 0.25°,下载于 gleam (<https://www.gleam.eu/#downloads>)。蒸散发可以反映植被的干旱情况,对植被生长状况有一定影响,因此研究选取该指标作为驱动因子之一。气候类型数据为全球柯本气候类型空间分布数据集,空间分辨率为 0.1°,下载于国家地球系统科学数据中心(<http://www.geodata.cn/>),将其作为植被覆盖驱动力分析因子之一。

1.2.5 人类活动等其他数据

人口格网数据来源于 world pop (<https://hub.worldpop.org/geodata/listing?id=64>)。单位为 people/km²,空间分辨率为 1km。全球 GDP 数据来源于 GitHub (https://github.com/Nowosad/global_population_and_gdp),分辨率为 0.5° × 0.5°。中国区域人口、GDP 数据来源于中国科学院资源环境科学数据中心 (<http://www.resdc.cn>)。其他数据如研究区行政区划,流域边界等分别来源于中国科学院资源环境科学数据中心 (<https://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=259>) 和 HydroSHEDS 网站 (<https://www.hydrosheds.org/>)。数据来源如表 1,驱动因子指标如图 2。

表 1 研究数据来源与描述

Table 1 Source and description of research data			
数据名称与类别 Data name	要素 Elements	空间分辨率 Spatial resolution	数据来源 Data sources
MODIS NDVI	NDVI	250m	Google Earth Engine(https://earthengine.google.com/) 数据原网站 USGS; https://lpdaac.usgs.gov/products/
地形因素 Topographical factors	海拔、坡度、 坡向	90m	Google Earth Engine(https://earthengine.google.com/) 数据原网站 NASA; https://srtm.csi.cgiar.org/
气象因素 Meteorological factors	气温	0.25°	Google Earth Engine(https://earthengine.google.com/) 数据原网站 ECMWF; https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/home
	降水	0.05°	Google Earth Engine(https://earthengine.google.com/) 数据原网站 Climate Hazards Center; https://chc.ucsb.edu/data/chirps
	蒸散发	0.25°	Gleam; https://www.gleam.eu/#downloads
	气候类型	0.1°	国家地球系统科学数据中心 http://www.geodata.cn/
人为因素 Human factors	LULC	10m	Google Earth Engine(https://earthengine.google.com/) 数据原网站 ESA; https://esa-worldcover.org/en
	人口	1km	world pop: https://hub.worldpop.org/geodata/listing?id=64 中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn)
	GDP	0.5°	GitHub; https://github.com/Nowosad/global_population_and_gdp 中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn)
流域边界数据 Watershed boundary		15 arc-second	HydroSHEDS 网站 (https://www.hydrosheds.org/)
行政区划数据 Administrative division		1:100 万	中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn)

NDVI:归一化植被指数, Normalized Difference Vegetation Index;LULC:土地利用/土地覆被, Land use/Land cover;GDP:国内生产总值, Gross Domestic Product; USGS:美国地质调查局, United States Geological Survey; NASA:美国国家航空航天局, National Aeronautics and Space Administration;ECMWF:欧洲中期天气预报中心, European Centre for Medium-Range Weather Forecasts;ESA:欧洲航天局, European Space Agency

2 研究方法

2.1 像元二分模型

像元二分模型是一种简单实用的遥感估算模型,对绿度信息具有很好的敏感性,且对不同气候区、植被类型等的植被信息具有很好的识别效果,被广泛用于计算植被覆盖度。其计算植被覆盖度的公式如下:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \quad (1)$$

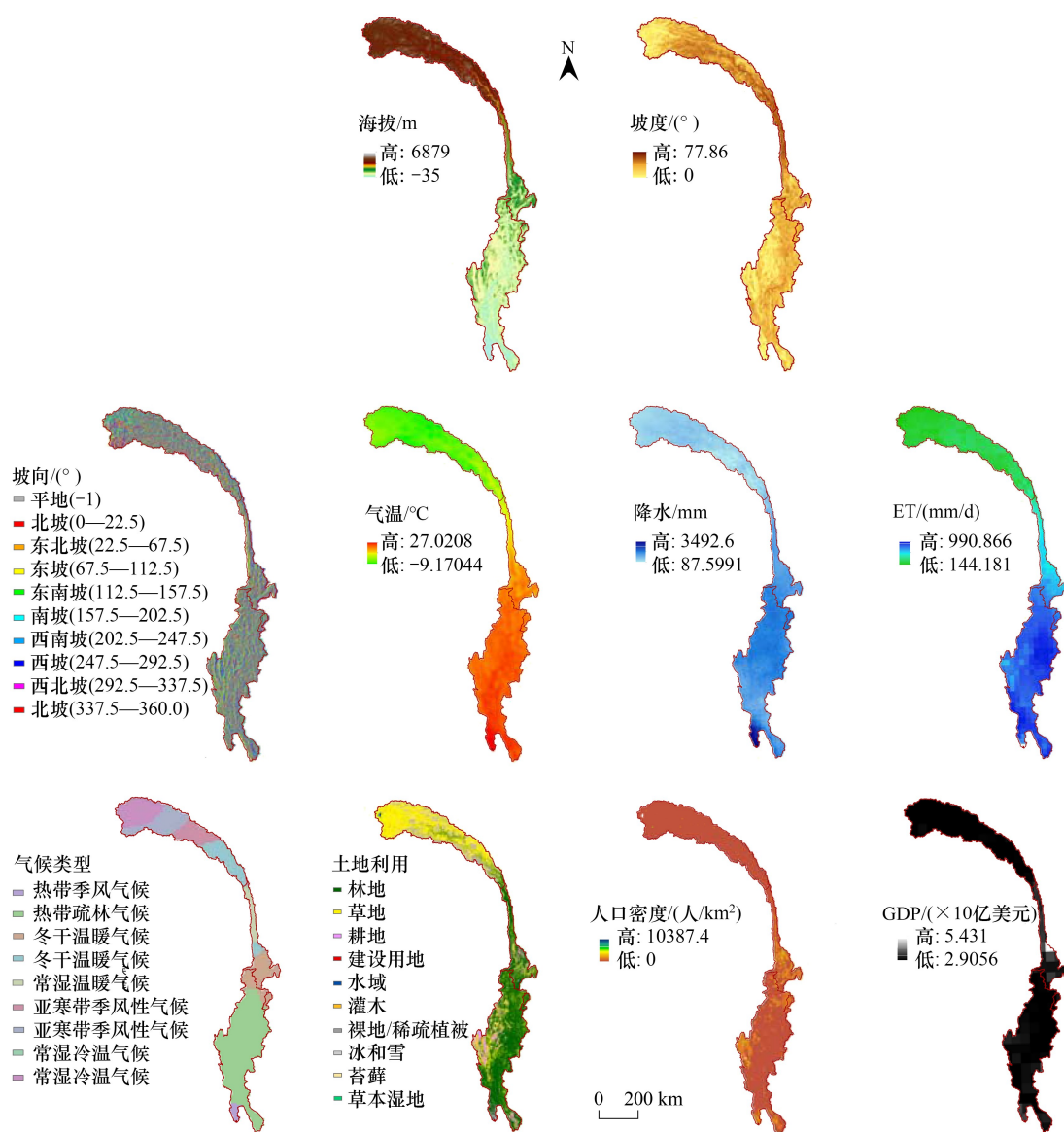


图2 FVC驱动因子空间分布图

Fig.2 Spatial distribution of FVC driving factors

ET: 蒸散发 Evapotranspiration; FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation cover

式中, $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 表示全部为裸土和全部为植被的像元 $NDVI$ 值。理论上, $NDVI_{soil}$ 为 0, $NDVI_{veg}$ 为 1。然而, 实际中植被覆盖的影响因素复杂, $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 的值并不等于 0 和 1, 而是受图像本身质量的影响。参考相关研究^[23,32], 根据 MODIS $NDVI$ 时间序列图像, 对 $NDVI$ 图像进行频率直方图统计, 去除异常值以及归一化处理, 并取累计频率在 2% 和 98% 时的 $NDVI$ 值分别作为 $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 参数, 然后按照公式(1)计算研究区 FVC。

2.2 Hurst 指数

Hurst 指数是定量描述时间序列长程依赖性的有效方法^[33]。近年来在植被覆盖变化的未来可持续性研究中得到广泛应用^[34—35]。研究利用 matlab 计算出 H 值即 Hurst 指数, 来判断植被覆盖时间序列是否存在持

续性。 H 值介于 0—1 间,参考相关研究成果^[23,36],其分类有三种: $0 < H < 0.5$ (反持续性)、 $H = 0.5$ (无明显变化)、 $0.5 < H < 1$ (持续性), H 值越大表明持续性越强,反之越弱。

2.3 BFAST 模型

BFAST 是一种迭代算法,它利用分段线性趋势和季节性模型将时间序列分解为趋势、季节性和残差组分,并能检测趋势和季节性成分的突变^[7,37]。BFAST 假设非线性可以用分段线性模型来近似,因此,当一个序列可以更好地用多个线性段表示,而不是单一的单调趋势时,就可以使用结构变化测试确定一个断点并确定日期^[26]。相比其他突变检测方法,在时间序列内,BFAST 受季节差异和噪声的影响较小,可以更快地检测到变化^[19]。Verbesselt 等对该方法进行了比较完整的描述和介绍^[38—39]。在数学上,BFAST 的趋势分量和季节分量通过以下分解模型得到:

$$Y_t = T_t + S_t + e_t, \quad t = 1, \dots, n \quad (2)$$

式中, Y_t 为 t 时观测到的值, T_t 为趋势组分, S_t 为季节性组分, e_t 为残差组分。其中趋势组分可用下式表示:

$$T_t = a_i + b_i t \quad (t = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

季节性成分可用下式表示:

$$S_t = \sum_{j=1}^k \gamma_j \sin\left(\frac{2\pi j t}{f} = \delta_j\right) \quad (j = 1, 2, \dots, k) \quad (4)$$

式中, a_i 和 b_i 为趋势项系数, γ_i 为振幅, δ_i 为分段数量, f 为频率,其中振幅、分段数量为未知项,而频率为已知项。

季节组分和趋势组分中突变点的识别需要确定突变点的数量和突变点在时间序列中的位置。此处利用最小二乘移动求和从季节组分和趋势组分中检验判断是否存在突变点^[40]。首先,采用普通最小二乘方法 (Ordinary Least Squares, OLS) 在一个不断增加的移动窗口内进行检验判断是否存在断点,如果根据统计检验,窗口内的普通最小二乘残差的移动和很大,则被描述为一个断点。接着,通过最小化所有窗口上断点之间的最小二乘移动总和 (OLS-MOSUM),以此来确定断点的位置^[19,38]。

根据 BFAST 原理,本研究采用了 BFAST 的改进模型 BFAST01。BFAST01 模型相比 BFAST 模型的优势在于,它同时考虑了季节模型和趋势模型,只检测时间序列中最具影响的趋势变化,而不是多个较小的变化,也就是说 BFAST01 只检测 0 个或者 1 个断点,其为评估长期季节性和年际变化的主要转折点提供了一种有效的、全面的变化检测方法^[26,41]。本研究利用 R 环境,从 GitHub 加载最新的 bfast 包 (<https://github.com/>),完成所有 BFAST01 的统计分析^[42],提取出植被覆盖的趋势显著性、变化强度、趋势断点发生的时间和次数、突变类型、突变年份等。参考相关研究^[15,19,26],将 BFAST01 检测到的植被覆盖变化趋势类别分为 8 类,如表 2 所示。

2.4 地理探测器

地理探测器 Geodetector,是一种统计工具,可以探测地理现象的空间分异性并揭示其背后驱动力,既适用于点数据,也适用于面数据,对于面数据一般要先进行重分类和离散化处理^[27]。其包括 4 个探测器,我们选用因子探测器和交互探测器来探测植被覆盖变化的影响因素。

因子探测器,用于探测因变量 Y 的空间分异性,及某个因素 X 对因变量 Y 空间分布的解释力,其大小可用 q 值来度量 ($0 \leq q \leq 1$),本研究中,若某影响因子的 q 值越接近于 1,说明该因子对 FVC 的解释力越强,反之越弱^[27,43—44]。

交互探测器可以用于识别不同因子之间交互对植被覆盖度变化的影响是增强还是减弱,或是独立^[27]。其交互方式见表 3。

3 结果与分析

3.1 怒江-萨尔温江流域植被覆盖时空特征分析

3.1.1 空间分布特征

通过像元二分模型计算得到 FVC,并利用 GIS 空间分析可视化工具得到研究区 2000—2021 年平均 FVC

空间分布图(图 3),对其进行分析可知,怒江—萨尔温江流域低植被覆盖度(0—0.2)、较低植被覆盖度(0.2—0.4)、中植被覆盖度(0.4—0.6)、较高植被覆盖度(0.6—0.8)、高植被覆盖度(0.8—1)占比依次为:5.41%,5.66%,10.41%,21.46%,57.06%,FVC 分布具有明显的空间异质性,从图 3 可以看出,下游和中游地区植被覆盖情况明显优于上游地区,总体表现为南高北低。整个流域平均 FVC 值为 0.73,高植被覆盖度和较高植被覆盖度地区面积占比达到 78.52%,说明该流域植被覆盖情况较好。结合研究区土地利用类型分析发现,低植被覆盖区域主要分布在海拔较高的青藏高原,主要土地利用类型为苔藓、裸地、灌木等;高植被覆盖区域主要在中游和下游地区,土地利用类型以林地、草地和耕地为主。

表 2 BFAST01 检测的 FVC 变化趋势类型
Table 2 Types of FVC change trends detected by BFAST01

趋势类型名称 Type name	第一段 Segment 1	第二段 Segment 2	趋势类型含义 Meanings
(1) 单调递增 (1) Monotonic increase	+	+	未检测出明显突变,趋势整体表现为单调性增加。
(2) 单调递减 (2) Monotonic decrease	-	-	未检测出明显突变,趋势整体表现为单调性减小。
(3) 单调递增(带正中断) (3) Monotonic increase (with positive break)	+	+	检测出 1 个明显突变,且断点处值突然增大,趋势整体表现为单调性增加,用符号“单调递增+”表示。
(4) 单调递减(带负中断) (4) Monotonic decrease (with negative break)	-	-	检测出 1 个明显突变,且断点处值突然减小,趋势整体表现为单调性减小,用符号“单调递减-”表示。
(5) 中断:随着负中断增加 (5) Interruption: increase with negative break	+	+	检测出 1 个明显突变,且断点处值突然减小,趋势表现为显著增加,显著负中断,然后显著增加,用符号“中断+”表示。
(6) 中断:随着正中断减少 (6) Interruption: decrease with positive break	-	-	检测出 1 个明显突变,且断点处值突然增大,趋势表现为显著减小,显著正中断,然后显著减小,用符号“中断-”表示。
(7) 反转:由增到减 (7) Reversal: increase to decrease	+	-	检测出 1 个明显突变,趋势表现为从显著增加转换为显著减小,用符号“反转+”表示。
(8) 反转:由减到增 (8) Reversal: decrease to increase	-	+	检测出 1 个明显突变,趋势表现为从显著减小转换为显著增加,用符号“反转-”表示。

表 3 地理探测器交互作用方式
Table 3 Interaction modes of geodetectors

判据 Criterion	交互作用 Interaction	判据 Criterion	交互作用 Interaction
$q(X_1 \cap X_2) < \min(q(X_1), q(X_2))$	非线性减弱	$q(X_1 \cap X_2) = q(X_1) + q(X_2)$	独立
$\min(q(X_1), q(X_2)) < q(X_1 \cap X_2) < \max(q(X_1), q(X_2))$	单因子非线性减弱	$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强
$q(X_1 \cap X_2) > \max(q(X_1), q(X_2))$	双因子增强		

3.1.2 时间变化特征

通过统计研究区年、月、季节的 FVC 均值,并制作 FVC 变化折线图(图 4)。从图 4 的年际变化图可以看出,怒江-萨尔温江流域 2000—2021 年植被覆盖整体呈波动上升趋势,FVC 最大值出现在 2021 年为 0.750,最小值出现在 2015 年为 0.722,在 2007 年和 2015 年出现了明显的低值拐点,但 2016 年以来,植被生长状况出现明显上升趋势。从研究区连续 22 年植被覆盖季节变化图可以看出怒江-萨尔温江流域植被变化具有明显的季节规律性,这与研究区气候有关。而 FVC 月际变化图表明,3 月份 FVC 值最低,3—9 月份 FVC 值随时间逐渐上升,在 9 月份的时候 FVC 值达到最高,随后呈下降趋势;整体上夏秋季植被覆盖状况较春季植被覆盖状况好,不同季节 FVC 随着时间变化呈现较小的波动,春季和夏季波动较秋季和冬季大,但整体较为稳定。

3.2 怒江-萨尔温江流域植被覆盖非线性趋势特征

运用 BFAST01 算法对怒江-萨尔温江流域 2000—2021 年 FVC 进行突变检测,得到 FVC 的非线性趋势特征(图 5)。从图中可知,研究区分为了 8 种非线性植被覆盖趋势类型,其中单调递增占 34.63%,是占比最多的,在流域上、中、下游各区域均有分布;单调递减类型占比 12.22%,主要分布在流域下游区域;“单调递增+”

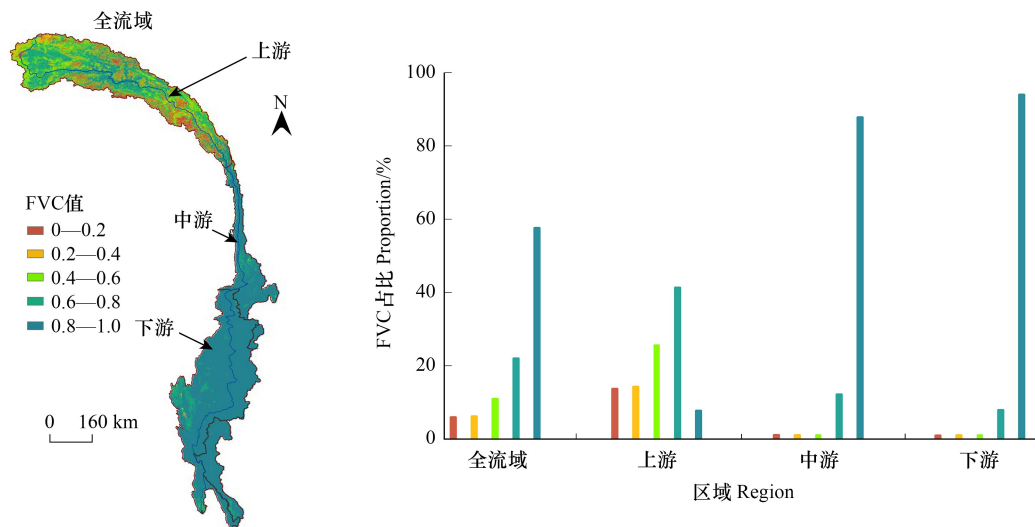


图3 怒江-萨尔温江流域 2000—2021 年平均 FVC 空间分布图

Fig.3 Spatial distribution of the average FVC in the Nujiang-Salween River Basin from 2000 to 2021

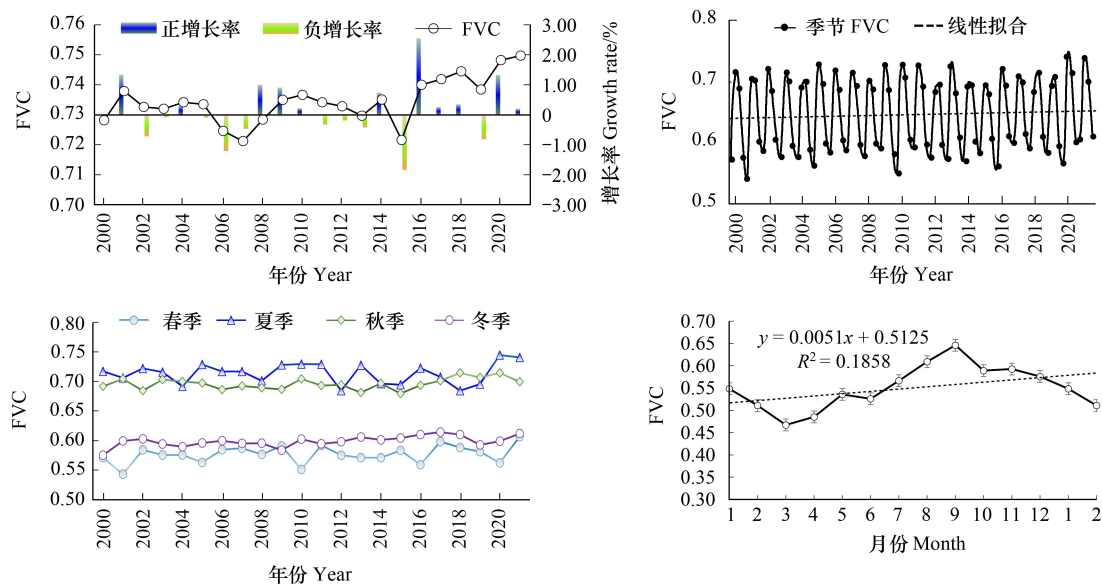


图4 怒江-萨尔温江流域 FVC 时间变化

Fig.4 Time variation of FVC in the Nujiang-Salween River Basin

FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation cover

占比 2.3%, 主要分布在中缅边界; “单调递减-” 占比最少为 0.63%; “中断+” 占比 22.91%, 排名第二, 主要分布在流域最北端和云南以及缅甸北部; “中断+-” 占比 8.19%, 主要分布在流域最南角, 云南和北部也有些许分布; “反转+-” 占比 7.73%, “反转-” 占比 11.39%; 通过分析发现, 总体呈增加趋势类型的占比 (71.24%) 大于总体呈减少趋势类型的占比 (28.76%), 表明研究区植被发展趋势向好。从显著性检测结果来看, 变化呈现显著的占比为 44.29%, 不显著的占比为 55.71%; 突变时间检测表明, 发生突变的时间主要集中在 2003—2018 年, 2003 年和 2018 年发生突变的数量较多, 其他年份较为均匀, “中断+” 发生的突变最多, 发生突变占比比较少的类型是: “单调递增+” 和 “单调递减-”。需要提醒的是, 单调递增和单调递减没有发生断点, 因此图 5 (突

变时间)中空白区域表示没有发生突变的区域。

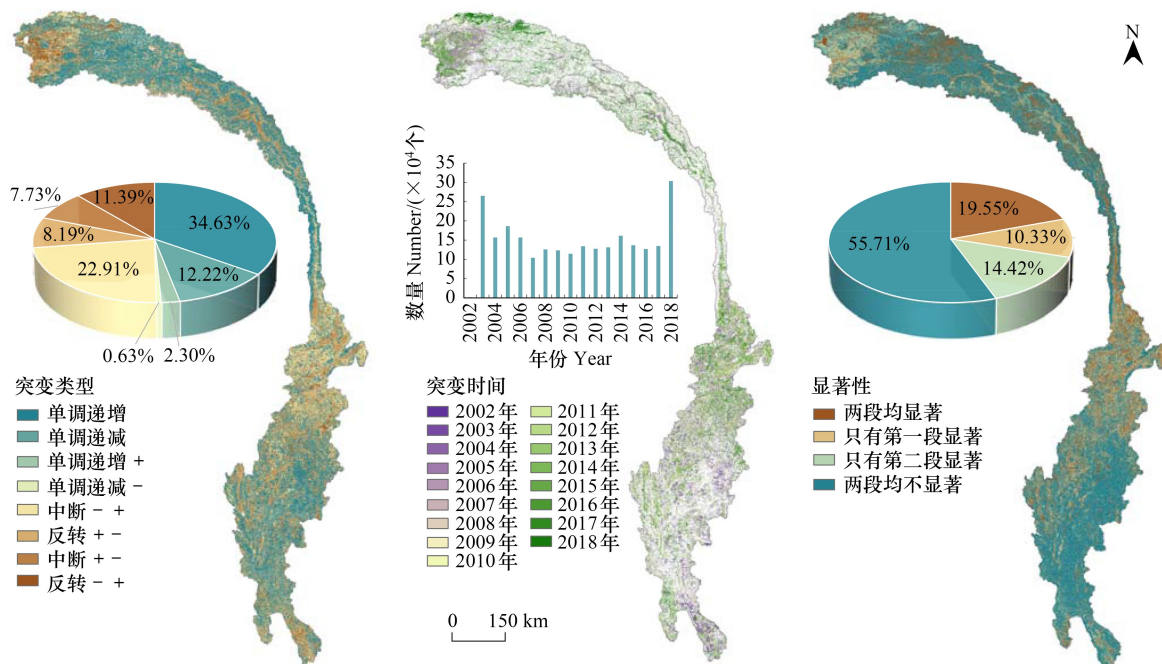


图5 BFAST01 检测结果

Fig.5 BFAST01 detection results

为了更加详细的描述植被覆盖突变情况,研究还对 FVC 变化的最大突变强度、最大突变强度发生的时间、首次季节性断点发生的时间以及断点发生次数等信息进行了检测(图 6)。通过分析发现整个流域突变发生最大强度的地区主要在云南以及青藏高原北部,最大突变强度范围介于-1.2078—1.0287 之间,最大突变强度时间主要在 2002—2019 年,2006 年发生最大强度突变的比例是最大的,2013 年、2015 年和 2018 年最大突变强度数量也较多,上游地区最大突变强度断点发生时间变化趋势与此相似,说明上游地区在全流域 FVC 的变化趋势中具有重要作用;而中游和下游区域最大突变强度断点发生时间变化趋势较上游地区波动平稳,中游地区突变数量较多的年份为 2006 年、2010 年和 2015 年,下游地区在 2011 年最大强度突变数量最多,占下游地区突变总面积的 9.90%。各区域最大强度突变面积从 2018 年开始大面积减少。此外,根据研究区 FVC 时间变化可知,其植被变化具有很强的季节性,从图 6 可以看出,首次发生季节性断点的时间主要集中在 2010—2014 年。

此外,怒江-萨尔温江流域最大突变强度断点发生突变的次数分别有 1 次、2 次和 3 次(图 7),表示某点在研究时间段内植被发生非线性突变次数的空间分布,1 次的占比最多为 77.02%,3 次的最少为 4.18%,2 次的区域主要分布在中缅边界和最北部。上游地区发生 1 次断点的比重最大,占上游地区发生断点次数总面积的 85.72%,而发生 3 次断点的占比仅占本区断点总面积的 0.91%;下游和下游地区各断点次数占本区域断点总次数面积比重相差不大,也是以 1 次为主,占比略小于上游地区,而发生 3 次断点的次数占比均在 7%左右,略大于上游地区。

3.3 怒江-萨尔温江流域植被未来可持续性

为了表示植被覆盖的未来可持续性,我们计算了怒江-萨尔温江流域 FVC 的 Hurst 指数,通过统计分析发现,Hurst 指数小于 0.5 的区域占总面积的 2.76%,这些区域具有反持续性,表示过去增加的趋势将来总体上减少,反之亦然;Hurst 指数大于 0.5 的区域占比为 94.89%,表明研究区植被覆盖的正向持续性较强;Hurst 指数为 0.5 的区域占 2.35%,表明未来植被覆盖发展趋势不明确。

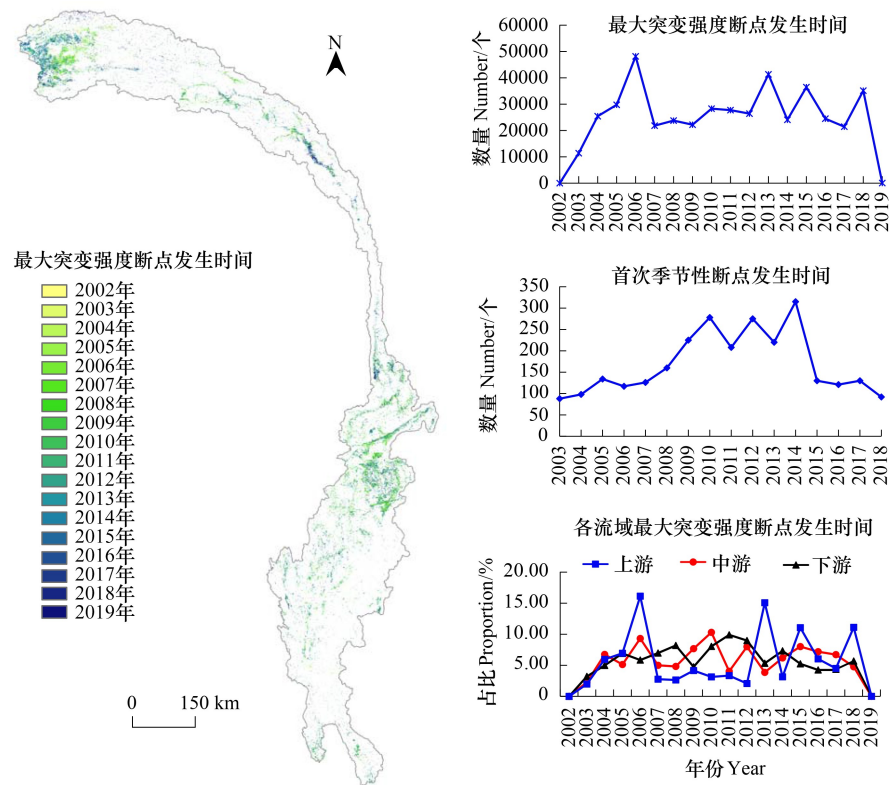


图 6 最大突变强度

Fig.6 Maximum mutation strength

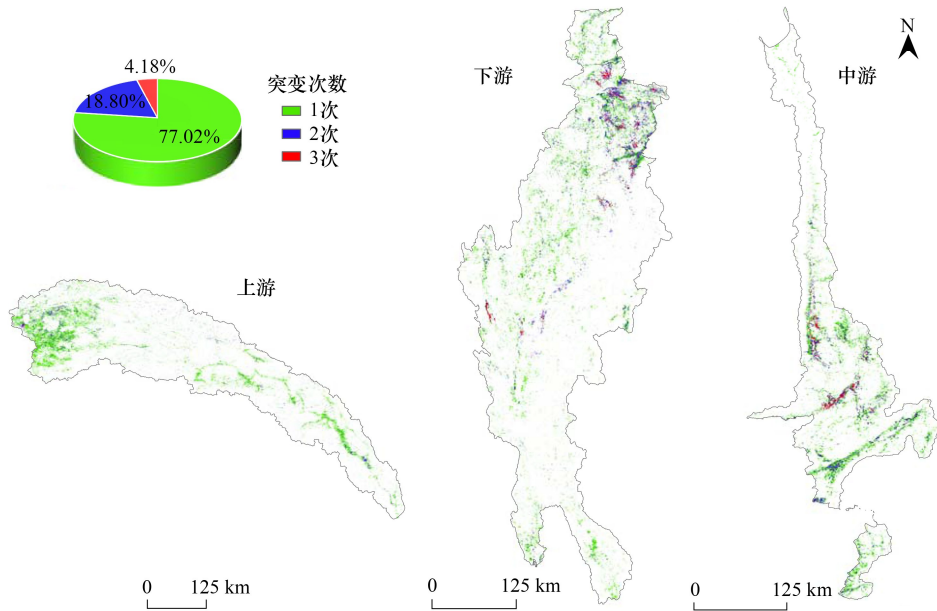


图 7 植被覆盖突变频率分布

Fig.7 Frequency distribution of vegetation cover mutations

为了进一步揭示植被覆盖的非线性变化趋势及其持续性,将 BFAST 变化趋势结果与 Hurst 指数结果进行叠加,得到非线性变化趋势与持续性的耦合信息(图 8 和表 4)。耦合结果总共为 17 种情形,其中“持续性

& 单调递增”耦合类型含义表示未来植被与过去发展趋势一样,将持续增加;“反持续性 & 单调递增”表示未来植被与过去发展趋势相反,将从增加变为减少,其它情形解释相似,比较详细的展示了植被覆盖的未来发展趋势。未来将呈持续改善情景的面积占比达到 68.99%,持续改善的趋势类型分别为:“持续性 & 反转-+”、“持续性 & 中断-+”、“持续性 & 单调增加+”、“持续性 & 单调递增”、“反持续性 & 单调递减”、“反持续性 &

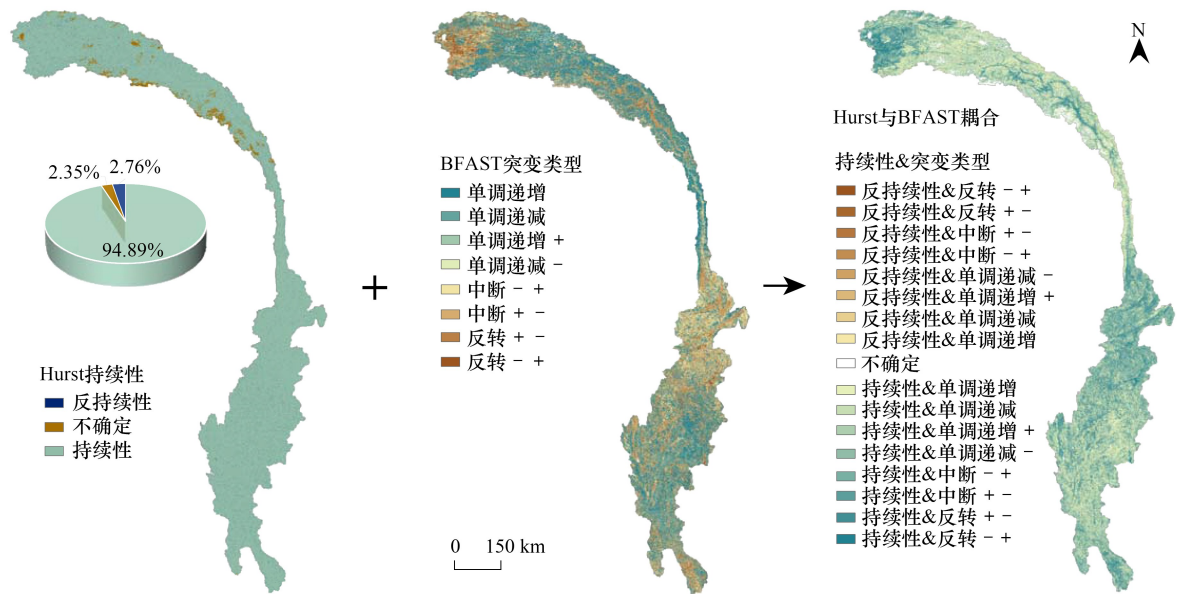


图 8 植被覆盖未来发展趋势

Fig.8 Future development trend of vegetation coverage

表 4 BFASST01 和 Hurst 指数耦合类型统计

Table 4 Statistics of BFASST01 and Hurst coupling types

Hurst 持续性 Hurst sustainability	BFASST01 趋势类型 Trend types	趋势与可持续性类型 Trend and persistence types	栅格数/个 Number of Grids	总共/个 Total	占比/% Proportion	总占比/% Total proportion
持续性 Persistence $0.5 < H < 1$	单调递增	持续性 & 单调递增	1544915	129459	33.04	95.31
	单调递减	持续性 & 单调递减	548274		11.72	
	单调递增+	持续性 & 单调递增+	101042		2.16	
	单调递减-	持续性 & 单调递减-	28684		0.61	
	中断-+	持续性 & 中断-+	1024262		21.90	
	中断+-	持续性 & 中断+-	363101		7.76	
	反转+-	持续性 & 反转+-	329806		7.05	
	反转-+	持续性 & 反转-+	516965		11.06	
反持续性 Anti-persistence $0 < H < 0.5$	反转-+	反持续性 & 反转-+	10350	4457049	0.22	2.77
	反转+-	反持续性 & 反转+-	7672		0.16	
	中断+-	反持续性 & 中断+-	9907		0.21	
	中断-+	反持续性 & 中断-+	24865		0.53	
	单调递减-	反持续性 & 单调递减-	490		0.01	
	单调递增+	反持续性 & 单调递增+	1951		0.04	
	单调递减	反持续性 & 单调递减	20784		0.44	
	单调递增	反持续性 & 单调递增	53440		1.14	
不确定 Uncertain $H = 0.5$	不确定	不确定	89686	89686	1.92	1.92

单调递减-”、“反持续性 & 中断+-”和“反持续性 & 反转+-”,这些区域占据了流域大部分地区;未来发展将呈持续退化的情景所占比例为 29.09%,这些趋势类型分别为:“反持续性 & 反转+-”、“反持续性 & 中断+-”、“反持续性 & 单调递增+”、“反持续性 & 单调递增”、“持续性 & 单调递减”、“持续性 & 单调递减-”、“持续性 & 中断+-”和“持续性 & 反转+-”,这些区域主要分布在流域中游和下游;剩下 1.92%的区域未来变化趋势无法确定,主要分布在流域上游区域。持续退化和未来变化趋势无法确定的区域的植被变化状况需要研究人员继续关注。

3.4 怒江-萨尔温江流域植被覆盖驱动因子探测

研究选取了海拔、坡度、坡向、蒸散发、气温、降水、气候区划等自然因素和 GDP、人口、土地利用等人为因素作为植被覆盖的影响因子,分别为 X_1-X_{10} ,植被覆盖度 FVC 为 Y ,作为地理探测器的数据输入,空间分辨率统一重采样为 250m。由于这些因子及 FVC 都是连续变量,而地理探测器的输入数据要求为类别数据,则根据王劲峰等提出的数据离散化方法^[27],利用 OPGD 在 R 语言环境中进行参数优化,为了使结果更加符合实际,研究同时对离散化进行了人为调试,最终得到比较理想的结果,具体离散化方法和类别见表 5。并利用 ArcGIS 创建渔网,通过多次调试设置采样间隔为 3km,运用 Spatial Analyst-提取分析-采样工具,输入栅格为所有重分类的 X 和 Y ,采样点为研究区渔网点,将自变量和因变量的值提取到点,作为地理探测器输入数据。

表 5 地理探测器因子离散化方法与类别
Table 5 Factor discretization methods and categories of geographic detectors

变量名称 Variable name	变量 Variable	全流域 Whole basin		上游 Upper reaches		中游 Middle reaches		下游 Lower reaches	
		离散方法	类别	离散方法	类别	离散方法	类别	离散方法	类别
FVC	Y	手动	5	手动	5	手动	5	手动	5
海拔 Altitude	X_1	自然间断点	5	自然间断点	5	手动	12	几何间隔	12
坡度 Slope	X_2	手动	8	手动	8	手动	8	几何间隔	12
坡向 Aspect	X_3	手动	10	手动	10	手动	9	手动	10
气温 Temperature	X_4	相等间隔	5	相等间隔	5	相等间隔	5	手动	5
降水 Precipitation	X_5	相等间隔	9	相等间隔	9	几何间隔	12	手动	3
蒸散发 ET	X_6	自然间断点	5	自然间断点	5	自然间断点	10	几何间隔	11
气候类型 Climate type	X_7	手动	9	手动	9	手动	9	手动	3
LULC	X_8	手动	10	手动	10	手动	9	手动	9
人口 Population	X_9	自然间断点	8	自然间断点	8	自然间断点	8	自然间断点	12
GDP	X_{10}	自然间断点	8	自然间断点	8	自然间断点	8	自然间断点	10

FVC:植被覆盖度 Fractional vegetation cover;ET:蒸散发 Evapotranspiration;LULC:土地利用/土地覆被 Land use/Land cover;GDP:国内生产总值 Gross domestic product

利用因子探测和交互探测器,得到全流域以及各子流域植被覆盖驱动力探测结果(表 6 和图 9)。除中游地区的坡向因子 p 值为 0.0791 外,其余因子 p 值均为 0,通过显著性检验。根据表 6 可知,全流域中海拔的 q 值是最大的为 0.5761,接着影响较大的是气温、降水、蒸散发等气象因子,其次是土地利用类型、GDP、人口等人为因子,人为因子中以土地利用影响最大。各子流域因子探测结果显示同一个影响因子在不同区域对植被覆盖的影响具有差异性,纵向上分析,如海拔和土地利用因子对上游和中游区域的影响大于下游区域;而人口、GDP、蒸散发等因子对下游区域的影响则大于上游和中游区域。横向上分析,上游区域影响最大的是土地利用因子,其次是海拔,而人口、GDP 等人类活动因子对于较为偏远的上游地区影响较小。对于中游区域,对植被影响最大的是海拔,其次是土地利用,气温、降水、蒸散发等也是影响中游区域植被覆盖变化的重要因素,自然因素对中游区域植被的影响大于人为因素。与中游区域相反,下游区域的人口和 GDP 是对植被影响最大的因素,其次是蒸散发,土地利用和降水影响也较大,而影响最低的是海拔。

表 6 怒江-萨尔温江流域各区域影响因子 q 值Table 6 Impact factor q values in the Nujiang Salween River Basin

区域 Region	项目 Project	驱动因子 Driving factors									
		海拔	坡度	坡向	气温	降水	蒸散发	气候类型	LULC	人口	GDP
全流域 Whole basin	q 值	0.5761	0.0229	0.0027	0.5618	0.5587	0.5629	0.5197	0.5432	0.0319	0.1152
上游 Upper reaches	q 值	0.3981	0.0097	0.0108	0.0206	0.1113	0.0324	0.0283	0.5070	0.0745	0.0203
中游 Middle reaches	q 值	0.2541	0.0471	0.0282	0.2031	0.1720	0.1671	0.1259	0.2349	0.1057	0.0983
下游 Lower reaches	q 值	0.0454	0.1203	0.0687	0.1534	0.1649	0.2252	0.0476	0.1748	0.3207	0.3670

交互探测结果显示(图 9),任何两个因子交互影响都会增强其影响力,对于全流域来说,发现其它每个因子和海拔交互都达到最大影响值,说明海拔对植被覆盖有着很强的影响力,这与整个研究区海拔差异显著具有关联性。上游区域和中游区域与全区相似,各因子与海拔的交互作用对植被覆盖的影响增强作用是最显著的。对于下游区域来说,各因子交互作用具有差异性,其中气温、降水、蒸散发与坡度的交互作用对植被的影响大于它们与其它因子的交互作用;气候类型、土地利用、人口与蒸散发的交互作用对植被的影响大于它们与其它因子的交互作用;说明坡度和蒸散发对下游区域的植被覆盖影响具有很大的可利用空间;而 GDP 与人口的交互作用也大于 GDP 与其它任何因子的交互作用,成为所有交互作用中影响最大的,这与因子探测的结果具有一致性。

4 讨论

4.1 怒江-萨尔温江流域植被覆盖时空总体特征

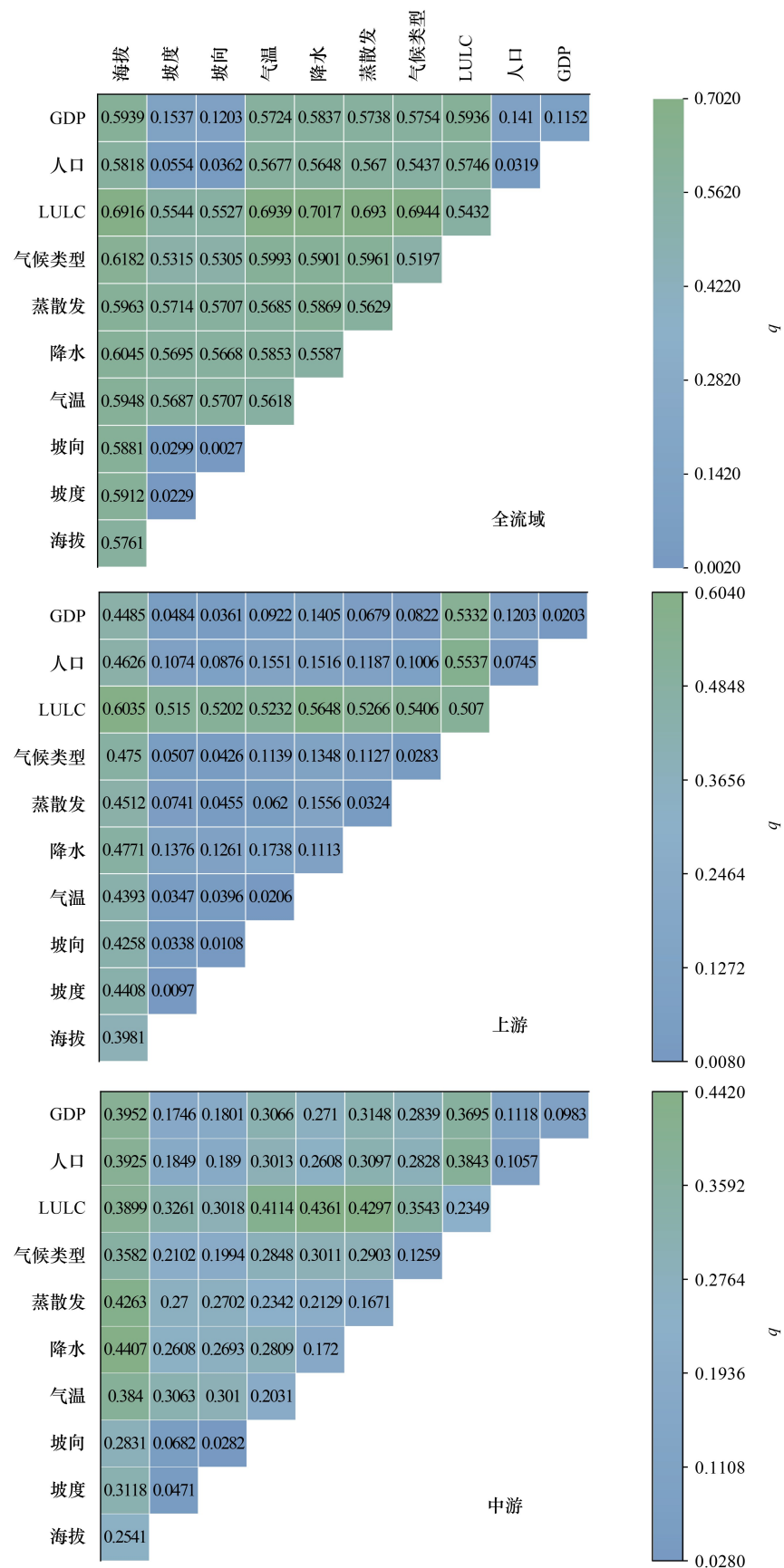
怒江-萨尔温江流域区位特殊,上、中、下游地区地形海拔和纬度等差异明显,植被覆盖空间分布特征也形成了鲜明的对比。从全区域来看,高植被覆盖区域占比大于 50%,而其中上游地区高植被覆盖区域占比仅占 7%左右,平均 FVC 值为 0.53;中游和下游区域高植被覆盖区域占比达到 85%和 90%以上,平均 FVC 值分别为 0.86 和 0.88,说明中游和下游地区拉高了整个区域的植被覆盖水平,这与研究区地形地貌有关^[45-46],这将在驱动力分析中进行探讨。

从 FVC 时间演变特征来看,怒江-萨尔温江流域植被覆盖在 2015 年以前增长趋势不明显,但 2016 年开始发展趋势向好。这与李杰、王春雅等的研究结论相似^[23,47]。但在 2007 年、2015 年和 2019 年出现了明显的低值拐点,结合图 4 与图 10,发现上游地区 FVC 年际变化也在 2007 年和 2015 年发生了低值拐点,变化趋势与全区 FVC 非常相似;而下游和中游区域 FVC 年际变化增长趋势明显,其中下游地区在 2004、2012、2018 等年份出现低值拐点,查询资料发现,2004 年中缅边境发生了一场大森林火灾,2006 年的飓风“马拉”和 2007 年的台风“利奇马”,2012 年和 2013 年缅甸发生了严重干旱,2014 年、2015 年的厄尔尼诺现象、极端干旱事件等,此外,据联合国人类事务协调办公室称,缅甸在 2015 年经历了几十年来最严重的洪水,同时 2015 年“4·25”西藏也发生了地震灾害,以及 2018、2019 年的极端气候自然灾害如印度西南部的特大洪灾等^[48],这些事件均严重威胁到当地植被的生长状态,可能是导致 FVC 出现低值拐点的原因。对于下游地区来说,有研究表明森林火灾、农业转型、公路建设增加等是导致其植被减少的主要原因^[49]。而研究区整体植被变化趋势向好与生态工程的实施和围栏禁牧政策以及其他人类活动等有关^[47]。

4.2 怒江-萨尔温江流域植被覆盖非线性特征

从研究区 FVC 年、月、季节的变化分析以及相关研究表明,植被变化往往受多种因素的影响使其很难呈现严格的线性变化^[15]。因此,我们在进行研究时应该考虑其趋势的非线性特征及其影响因素,特别是大尺度长时间序列的演变分析。研究运用 BFAST01 方法来分析 FVC 的演变趋势以及非线性突变,BFAST 方法可以很好地适用于突变检测^[50]。在 3.2 小节中,我们详细分析了怒江-萨尔温江流域 FVC 变化的突变类型、突变时间、突变显著性与突变次数等特征,将研究区植被变化详细分为了 8 种突变类型,每种突变类型的含义见表 2。为了进一步分析各突变类型空间分布特征及验证分类的准确性,我们结合 Google Earth time-series images

来进行突变前后年份影像的比对(图 11)。



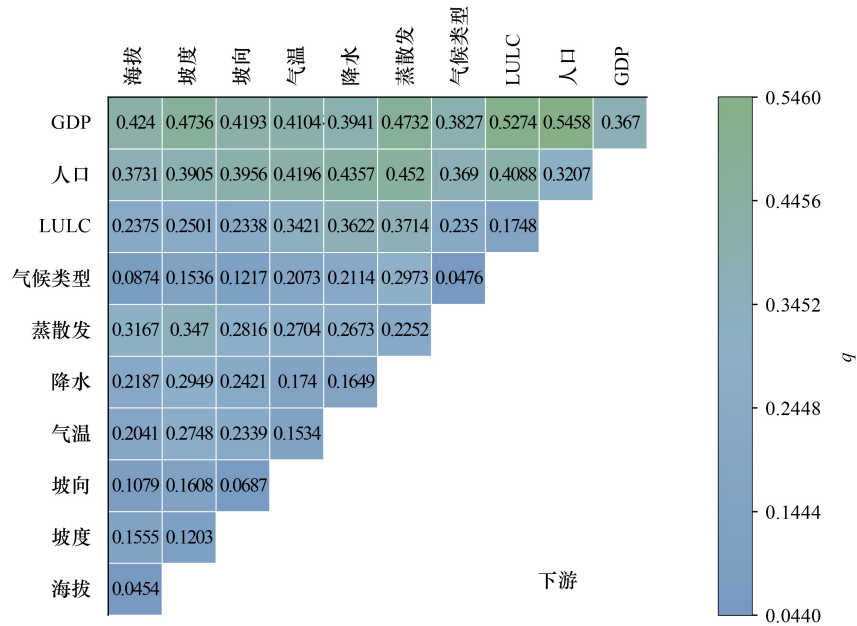


图 9 怒江-萨尔温江流域各区域影响因子交互作用探测结果

Fig.9 Detection results of the interaction of influencing factors in the Nujiang-Salween River Basin

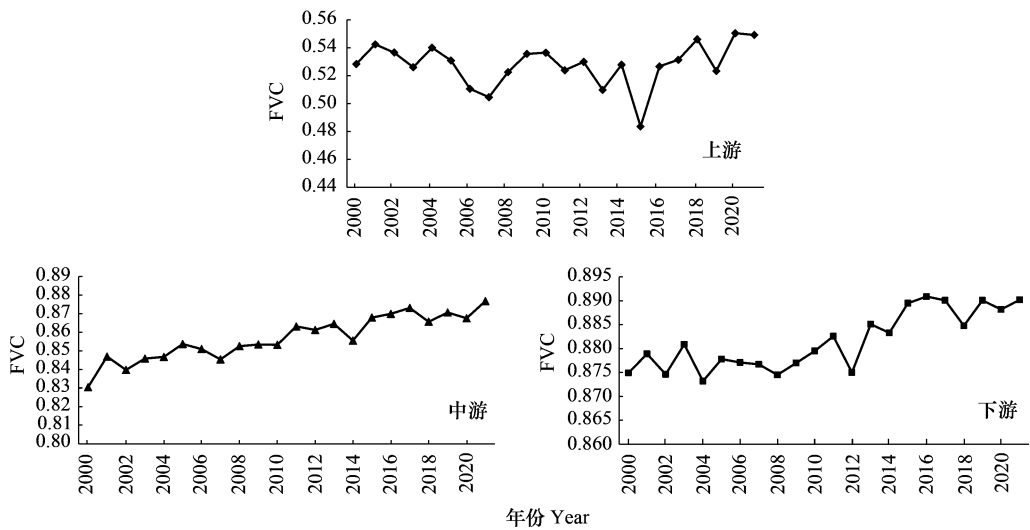


图 10 怒江-萨尔温江流域各流域 FVC 年际变化

Fig.10 Interannual variation of FVC in each sub-basin of the Nujiang-Salween River Basin

从上、中、下游区域分别选择了某局部区域进行制图比对,上游区域选择的代表像元突变类型为“单调递减-”,突变时间为 2017 年,从 Google Earth time-series images 上我们可以明显看到该区域范围突变时间前后土地利用从草地和稀疏植被被逐渐转变为建设用地,FVC 图像也可以看出其颜色逐渐变深,也就是 FVC 值在减小,这就说明了该区域植被覆盖在减少,这和突变类型“单调递减-”的特征是相符的。中游区域选择的代表像元突变类型为“中断+-”,该突变类型有 1 个明显突变点,且断点处值突然增大,即显著正中断,然后显著减小,从 Google Earth time-series images 和 FVC 图像比对来看,也符合其突变特征。下游区域选择的两个突变类型代表分别为“中断-+”和“反转-+”,“中断-+”特征与“中断+-”相反,从图像特征上可以看出该局部区

域植被覆盖在断点 2012 年处突然减小,即负中断,然后增加;而“反转-+”表示趋势从显著减小转换为显著增加,即在突变点处 FVC 显著减小,也符合 Google Earth time-series images 和 FVC 图像的比对特征。因此,通过图像比对验证,发现用 BFAST 模型进行长时间序列植被非线性趋势检测是适用的,结果也具有一定可靠性,研究可为相关生态环境保护措施的制定提供科学参考依据。

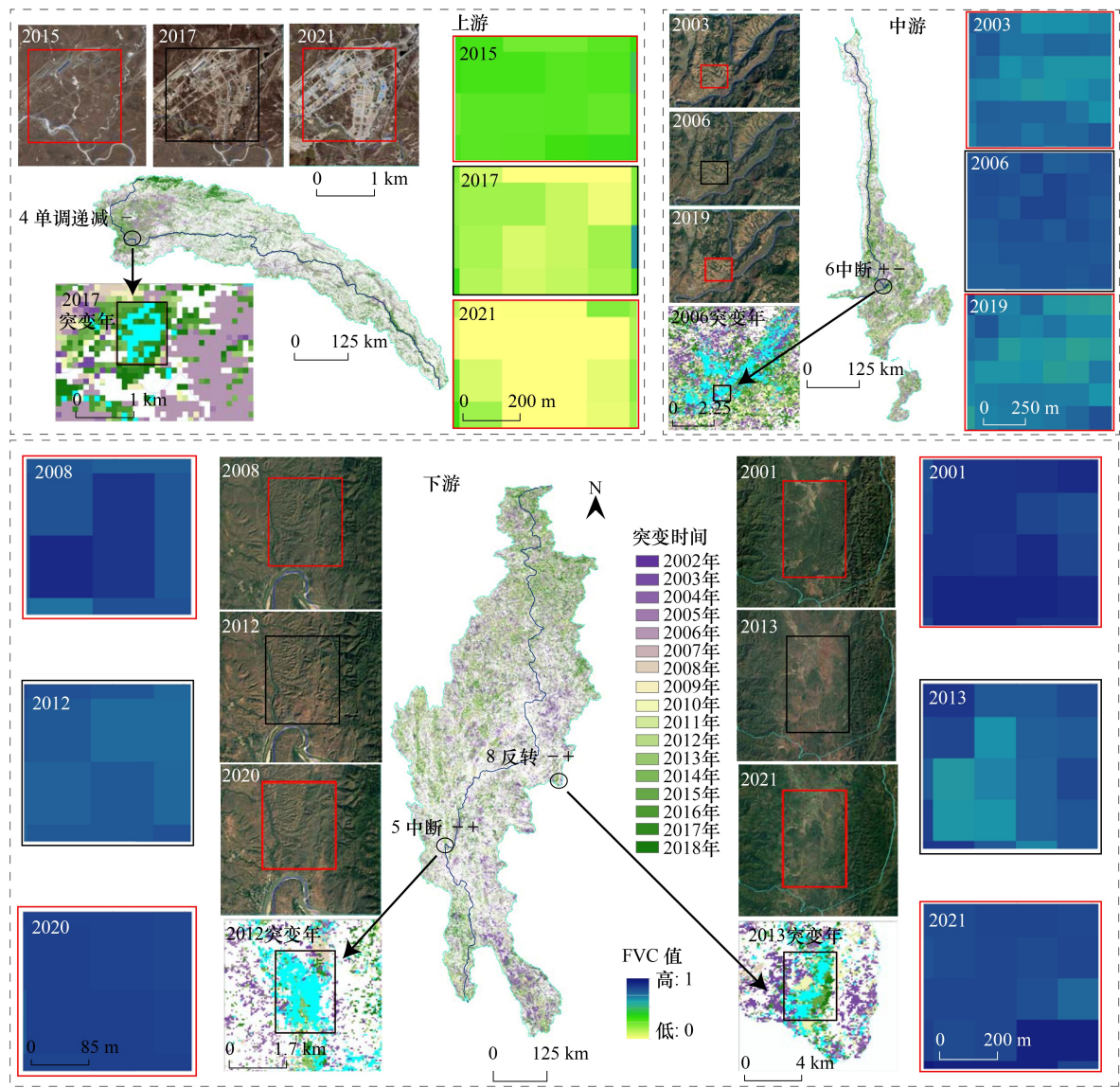


图 11 突变年前后 FVC 及 Google Earth images

Fig.11 FVC and Google Earth images before and after the mutation year

图中圆圈 4、5、6、8 分别代表对应的突变类型;黑色矩形框所指图像代表突变年份的 Google Earth images 和 FVC 图像;红色矩形框图像代表突变年份前后的 Google Earth images 和 FVC 图像

4.3 怒江-萨尔温江流域植被覆盖驱动力

为了更有针对性地分析植被覆盖的影响因素,考虑研究区地形地貌的差异性,研究选择了适用于具有非线性特征分析的基于最优参数的地理探测器(OPGD),对研究区植被覆盖影响因素进行分区探讨,根据探测结果进行更有针对性的原因分析。探测结果表明,对整个区域来说,海拔的影响是最大的,原因在于研究区海拔南北差异极大,对整个区域的地形地貌起着宏观控制作用,进而影响局部地区的水热条件,对植被空间分异产生重要影响。此外,影响较大的是气温、降水、蒸散发等气象因子,这与许多研究以及现实情况也是相符

的^[51-53],植被受气候影响较大,特别是怒江-萨尔温江流域跨越了多个不同气候区,气候差异大,因此气候因子对其影响较显著;人为因子对全区植被的影响程度比自然因子较低,其中以土地利用影响最大,原因在于研究区地形偏远,人口经济发展较缓慢,特别是高海拔地区和高山峡谷区,人类活动很难影响到,而土地利用作为能较好反映人类活动的因素,能很好的表现植被覆盖的变化,同时也有很大的可利用空间来增强或者减弱植被覆盖。

对各子流域来说,植被覆盖的影响因素具有差异性。上游区域土地利用对植被覆盖的影响大于海拔,原因在于区域内部大部分属于高原,高原内部地势起伏不大,因此海拔以及坡度、坡向等对植被的影响小于土地利用,人类活动通过改变土地利用结构,特别是耕地面积、耕作类型等从而影响植被覆盖;在剩下的因子中降水是影响较大的,原因在于上游地区季风难以到达,降水又是植被生长的重要因素,因此,降水对植被影响较大。由于其较为偏远,人为因素影响小于自然因素。中游区域,由于其大部分属于高山峡谷区,海拔差异显著,海拔成为了植被覆盖影响最大的因素,而气温、降水、蒸散发等受海拔差异的影响,对植被覆盖影响也较大。下游区域,由于以平原为主,地形较为平坦,人类活动频繁,因此人口和 GDP 是对植被影响最大的因素,由于纬度低,气温高,蒸散发也成为了植被变化的重要影响因素,与上游和中游地区不一样的是海拔对植被影响微弱。

综上所述,由于怒江-萨尔温江流域地理特征的复杂性,在不同环境条件下,各环境因子对植被覆盖的影响也存在显著的差异性。因此,建议综合考虑不同环境条件下 FVC 的空间分布与各影响因子的空间关联性,明确不同区域的环境制约因子,因地制宜制定生态修复措施,规划流域的经济建设。对于上游地区来说,植被覆盖较低,未来植被呈退化趋势的占比较多为 9.03%,应防止植被覆盖率进一步下降加强生态恢复,如优化土地利用结构、发展现代生态农业、更改耕作类型、进行轮作和休耕管理、退耕还林、建设自然保护区和实施生态移民、以及争取国家政策的扶持等,注重社会经济和生态环境的共同发展;对于中游地区,自然环境因子对植被覆盖影响更大,其经过三江源等重要生态源地区,应该确保生态环境不被破坏;对于下游地区,植被覆盖度较高,但影响植被覆盖的主要是社会经济因素,且未来植被呈退化趋势的占比是最多的为 17.39%,应切实保护好现有资源,维持生态系统的稳定性,并发展高效、多元化、可持续的生态经济。植被动态是一个复杂的过程,还应加强对极端事件的预防和控制,以防止气候变化造成植被的进一步退化。总之,应充分发挥人类活动对于生态环境的积极作用,找准生态保护与经济发展的平衡点,促进生态与经济的协调可持续发展。

4.4 局限和展望

研究参考杨帆等^[30]的成果重新将怒江-萨尔温江流域划分为了上游、中游和下游区域进行植被趋势分析与驱动力探讨,我们主要考虑的是海拔和行政区划,区域划分较为主观,这是未来研究需要改善的地方,比如利用具体的气候区、土壤区、地貌区、植被区等进行分析。此外,研究在进行驱动力指标选取的时候,由于跨境各个国家的数据统计标准不一,精度也有差异,使得部分数据获取较为困难,特别是人为因素的数量和质量,这可能会影响结果的精度,因此,未来应该考虑在分区探讨的同时对不同区域建立不同的指标体系,以提高数据的精度和结果的准确性。

5 结论

研究基于怒江-萨尔温江流域 2000—2021 年 MODIS NDVI 数据,计算出其植被覆盖度 FVC,探讨了研究区近 22 年植被覆盖的时空趋势变化、非线性特征、未来可持续性以及驱动力。主要结论为:

(1)近 22 年,怒江-萨尔温江流域植被覆盖总体发展趋势向好,2007 年和 2015 年出现较大突变,多年平均 FVC 值为 0.73。受水热条件、地形地貌等影响,植被分布具有明显的空间异质性,下游和中游区域植被覆盖明显优于上游区域,总体表现为南高北低,植被覆盖状况较好。(2)BFAST 趋势表明,近 22 年怒江-萨尔温江流域植被覆盖改善和退化的区域面积占比分别为 71.24%、28.76%,改善的区域远大于退化的区域,说明研究区植被得到较好的保护。Hurst 指数显示,未来植被相比以前将得到改善和将有所退化的区域占比分别为

94.89%、2.76%。BFAST 与 Hurst 二者的耦合表达了植被覆盖的未来非线性趋势,也是改善的区域大于退化的区域,占比分别为 68.99%和 29.09%。应特别关注未来发展趋势退化的区域。(3)地理探测器结果表明各区域植被覆盖影响因素具有差异性,针对全区域海拔的影响是最大的,进一步说明了地形与研究区植被具有密切关系。而针对各子流域,土地利用对上游地区植被覆盖的影响比中游和下游区域显著,中游地区海拔的影响力最大,下游地区以人口、GDP 等人为因素影响为主。因此,要合理根据研究区不同区域的环境制约因子等制定合理的植被保护措施。

参考文献(References):

- [1] Kelly Levin, 5 Big Findings from the IPCC's 2021 Climate, <https://www.wri.org/insights/ipcc-climate-report>, 2023/04/02.
- [2] 王绍武, 罗勇, 赵宗慈, 闻新宇, 黄建斌. 全球气候变暖原因的争议. 气候变化研究进展, 2011, 7(2): 79-84.
- [3] 陈丽婷, 童新华, 韦燕飞. 2016—2020 年南宁市青秀区植被覆盖度时空变化分析. 绿色科技, 2022, 24(15): 215-218.
- [4] Luo X A, Fan X M, Ji X A, Li Y G. Hydrological impacts of interannual variations in surface soil freezing processes in the upper Nu-Salween River Basin. Arctic, Antarctic, and Alpine Research, 2020, 52(1): 1-12.
- [5] 蒋婷. 桂林会仙喀斯特国家湿地公园植被覆盖度动态变化及其驱动机制研究[D]. 桂林: 广西师范大学, 2022.
- [6] 程红芳, 章文波, 陈锋. 植被覆盖度遥感估算方法研究进展. 国土资源遥感, 2008, 20(1): 13-18.
- [7] Fang X Q, Zhu Q A, Ren L L, Xu H W, Chen H, Peng C H. Large-scale detection of vegetation dynamics and their potential drivers using MODIS images and BFAST: a case study in Quebec, Canada. Remote Sensing of Environment, 2018, 206: 391-402.
- [8] Yan K, Gao S, Chi H J, Qi J B, Song W J, Tong Y Y, Mu X H, Yan G J. Evaluation of the vegetation-index-based dimidiate pixel model for fractional vegetation cover estimation. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-14.
- [9] Li J, Wang J L, Zhang J, Liu C L, He S L, Liu L F. Growing-season vegetation coverage patterns and driving factors in the China-Myanmar Economic Corridor based on Google Earth Engine and geographic detector. Ecological Indicators, 2022, 136: 108620.
- [10] Yang S J, Song S, Li F D, Yu M Z, Yu G M, Zhang Q Y, Cui H T, Wang R, Wu Y Q. Vegetation coverage changes driven by a combination of climate change and human activities in Ethiopia, 2003-2018. Ecological Informatics, 2022, 71: 101776.
- [11] 李美丽, 尹礼昌, 张园, 苏旭坤, 刘国华, 王晓峰, 奥勇, 伍星. 基于 MODIS-EVI 的西南地区植被覆盖时空变化及驱动因素研究. 生态学报, 2021, 41(3): 1138-1147.
- [12] He C Y, Yan F, Wang Y J, Lu Q. Spatiotemporal variation in vegetation growth status and its response to climate in the three-river headwaters region, China. Remote Sensing, 2022, 14: 5041.
- [13] Gao X, Zhao D S. Impacts of climate change on vegetation phenology over the Great Lakes Region of Central Asia from 1982 to 2014. Science of the Total Environment, 2022, 845: 157227.
- [14] 王婧姝, 毕如田, 贺鹏, 徐立帅, 刘正春, 曹晨斌. 气候变化下黄土高原植被生长期 NDVI 动态变化特征. 生态学报, 2023, 42(1): 67-76.
- [15] Zhong X Z, Li J, Wang J L, Zhang J P, Liu L F, Ma J. Linear and nonlinear characteristics of long-term NDVI using trend analysis: a case study of Lancang-Mekong river basin. Remote Sensing, 2022, 14: 6271.
- [16] 罗爽, 刘会玉, 龚海波. 1982—2018 年中国植被覆盖变化非线性趋势及其格局分析. 生态学报, 2022, 42(20): 8331-8342.
- [17] Schultz M, Clevers J G P W, Carter S, Verbesselt J, Avitabile V, Quang H V, Herold M. Performance of vegetation indices from Landsat time series in deforestation monitoring. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 52: 318-327.
- [18] Li L H, Zhang Y L, Liu Q H, Ding M J, Mondal P P. Regional differences in shifts of temperature trends across China between 1980 and 2017. International Journal of Climatology, 2019, 39(3): 1157-1165.
- [19] Brakhasi F, Hajeb M, Mielonen T, Matkan A, Verbesselt J. Investigating aerosol vertical distribution using CALIPSO time series over the Middle East and North Africa (MENA), Europe, and India: a BFAST-based gradual and abrupt change detection. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112619.
- [20] Dupas R, Minaudo C, Gruau G, Ruiz L, Gascuel-Oudoux C. Multidecadal trajectory of riverine nitrogen and phosphorus dynamics in rural catchments. Water Resources Research, 2018, 54(8): 5327-5340.
- [21] Horion S, Ivits E, De Keersmaecker W, Tagesson T, Vogt J, Fensholt R. Mapping European ecosystem change types in response to land-use change, extreme climate events, and land degradation. Land Degradation & Development, 2019, 30(8): 951-963.
- [22] Li Y C, Li Z X, Zhang X P, Gui J, Xue J. Vegetation variations and its driving factors in the transition zone between Tibetan Plateau and arid region. Ecological Indicators, 2022, 141: 109101.
- [23] Li J, Wang J L, Zhang J, Zhang J P, Kong H. Dynamic changes of vegetation coverage in China-Myanmar economic corridor over the past 20 years. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102378.
- [24] 袁焕欢, 王智, 徐网谷, 游广永, 张建亮. 林草交错区植被动态变化及其影响因子——以中国东北大兴安岭为例. 生态学报, 2022, 42(18): 7321-7335.
- [25] Wang H F, Kang C Y, Tian Z X, Zhang A B, Cao Y. Vegetation periodic changes and relationships with climate in Inner Mongolia Based on the

- VMD method. *Ecological Indicators*, 2023, 146: 109764.
- [26] Higginbottom T P, Symeonakis E. Identifying ecosystem function shifts in Africa using breakpoint analysis of long-term NDVI and RUE data. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1894.
- [27] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134.
- [28] Han Z, Song W. Interannual trends of vegetation and responses to climate change and human activities in the Great Mekong Subregion. *Global Ecology and Conservation*, 2022, 38: e02215.
- [29] Song Y Z, Wang J F, Ge Y, Xu C D. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: cases with different types of spatial data. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(5): 593-610.
- [30] Yang F, Lu H, Yang K, Huang G W, Li Y S, Wang W, Lu P, Tian F Q, Huang Y G. Hydrological characteristics and changes in the Nu-Salween River Basin revealed with model-based reconstructed data. *Journal of Mountain Science*, 2021, 18(11): 2982-3002.
- [31] Holben B N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 1986, 7(11): 1417-1434.
- [32] 冯莉莉, 何贞铭, 刘学锋, 张佳华. 基于 MODIS-NDVI 数据的吉林省植被覆盖度及其时空动态变化. *中国科学院大学学报*, 2014, 31(4): 492-499, 536.
- [33] Zhou Z Q, Ding Y B, Shi H Y, Cai H J, Fu Q, Liu S N, Li T X. Analysis and prediction of vegetation dynamic changes in China: past, present and future. *Ecological Indicators*, 2020, 117: 106642.
- [34] Xu F, Zhou Y Y, Zhao L L. Spatial and temporal variability in extreme precipitation in the Pearl River Basin, China from 1960 to 2018. *International Journal of Climatology*, 2022, 42(2): 797-816.
- [35] Hurst H E. Long-term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 1951, 116(1): 770-799.
- [36] Geng S B, Zhang H M, Xie F, Li L H, Yang L. Vegetation Dynamics under Rapid Urbanization in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area Urban Agglomeration during the Past Two Decades. *Remote sensing*, 2022, 14, 3993.
- [37] Verbesselt J, Hyndman R, Newnham G, Culvenor D. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(1): 106-115.
- [38] Verbesselt J, Hyndman R, Zeileis A, Culvenor D. Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2970-2980.
- [39] Verbesselt J, Zeileis A, Herold M. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123: 98-108.
- [40] 李园园, 王藏姣, 雷少刚, 郭洋楠. 基于 BFAST 算法的神东矿区地表温度突变检测及影响分析. *河南理工大学学报: 自然科学版*, 2021, 40(6): 92-100.
- [41] Kovács G M, Horion S, Fensholt R. Characterizing ecosystem change in wetlands using dense earth observation time series. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 281: 113267.
- [42] R Core Team. 2018. R: A Language and Environment for Statistical Computing, Vienna. <https://www.R-project.org>.
- [43] 黄硕文, 李健, 张欣佳, 邓联文, 张金萍. 河南省近十年来土壤侵蚀时空变化分析. *农业资源与环境学报*, 2021, 38(2): 232-240.
- [44] 王欢, 高江波, 侯文娟. 基于地理探测器的喀斯特不同地貌形态类型区土壤侵蚀定量归因. *地理学报*, 2018, 73(9): 1674-1686.
- [45] 潘学鹏, 吴喜芳, 沈彦俊, 刘峰贵, 张存桂. 三江并流河源区植被覆盖度对气候要素的响应. *山地学报*, 2015, 33(2): 218-226.
- [46] Wang C Y, Wang J N, Naudiyal N, Wu N N, Cui X, Wei Y Q, Chen Q T. Multiple effects of topographic factors on spatio-temporal variations of vegetation patterns in the three parallel rivers region, southeast qinghai-tibet plateau. *Remote sensing*, 2022, 14(1), 151.
- [47] 王春雅, 王金牛, 崔霞, 魏彦强, 孙建, Niyati Naudiyal, 杜文涛, 陈庆涛. 藏东南三江并流核心区植被时空动态变化及其气候驱动力分析. *地理研究*, 2021, 40(11): 3191-3207.
- [48] 孙劭, 王东阡, 尹宜舟, 王国复, 柯宗建. 2017 年全球重大天气气候事件及其成因. *气象*, 2018, 44(4): 556-564.
- [49] Liu F J, Huang C Q, Pang Y, Li M X, Song D X, Song X P, Channan S, Sexton J O, Jiang D, Zhang P, Guo Y, Li Y F, Townshend J R. Assessment of the three factors affecting Myanmar's forest cover change using Landsat and MODIS vegetation continuous fields data. *International Journal of Digital Earth*, 2016, 9(6): 562-585.
- [50] Mendes M P, Rodriguez-Galiano V, Aragonés D. Evaluating the BFAST method to detect and characterise changing trends in water time series: a case study on the impact of droughts on the Mediterranean climate. *Science of the Total Environment*, 2022, 846: 157428.
- [51] Fu P. Responses of vegetation productivity to temperature trends over continental United States from MODIS imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(4): 1085-1090.
- [52] 陈超男, 朱连奇, 田莉, 李新鸽. 秦巴山区植被覆盖变化及气候因子驱动分析. *生态学报*, 2019, 39(09): 3257-3266.
- [53] 马炳鑫, 和彩霞, 靖娟利, 王永锋, 刘兵, 何宏昌. 1982—2019 年中国西南地区植被变化归因研究. *地理学报*, 2023, 78(3): 714-728.