

# 1999—2018 年黄河流域 NDVI 时空变化及驱动力分析

付含培<sup>1</sup>, 王让虎<sup>2</sup>, 王晓军<sup>1</sup>

(1.山西大学 环境与资源学院, 太原 030006; 2.山西大学 黄土高原研究所, 太原 030006)

**摘要:**为了探究黄河流域 NDVI 时空变化及其驱动力,基于 SPOT NDVI 遥感数据,采用趋势分析、空间转移矩阵分析了 1999—2018 年黄河流域 NDVI 时空变化特征,并采用地理探测器模型对黄河流域 NDVI 空间分异特征与驱动力进行解释。结果表明:(1)从 NDVI 像元尺度的时间变化趋势来看,1999—2018 年黄河流域 NDVI 变化趋势以极显著缓慢增长为主,占整个流域面积的 53.12%,整体变化趋势向好,但可持续性不强;极显著较快增长和快速增长的区域占 15.47%,主要位于山西西部吕梁山脉和陕西北部黄土高原。(2)从 NDVI 空间变化特征来看,20 a 间,植被覆盖度保持稳定的区域占 31.6%,持续增加的占 65.99%。(3)黄河流域的 NDVI 空间差异主要由年平均降水量、湿润指数、干燥度、土壤类型所决定,其因子解释力均超过 30%,这表明气候因素仍然是影响黄河流域 NDVI 的主导因素。绝大多数驱动因子间交互呈现相互增强或非线性增强,交互解释力最强的是年平均降水量和土地利用, $q$  值为 0.704。只有年平均降水量与土地利用类型交互及高程与人口密度的交互是相对独立的。

**关键词:**NDVI; 时空变化; 地理探测器模型; 黄河流域

中图分类号:Q948

文献标识码:A

文章编号:1005-3409(2022)02-0145-09

## Analysis of Spatiotemporal Variations and Driving Forces of NDVI in the Yellow River Basin During 1999—2018

FU Hanpei<sup>1</sup>, WANG Ranghu<sup>2</sup>, WANG Xiaojun<sup>1</sup>

(1.College of Environment & Resource Science, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 2.Institute of Loess Plateau, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

**Abstract:** In order to explore the temporal and spatial variation of NDVI and its driving forces in the Yellow River Basin, based on SPOT NDVI remote sensing data, trend analysis, spatial transfer matrix and barycentric transfer model were used to analyze the spatial-temporal variation characteristics of NDVI in the Yellow River Basin from 1999 to 2018, and geographic detector model was used to explain the spatial differentiation characteristics and driving forces of NDVI in the Yellow River Basin. The results show that: (1) from the perspective of the time variation trend of NDVI pixel scale, the NDVI variation trend of the Yellow River Basin from 1999 to 2018 was dominated by an extremely significant slow growth, accounting for 53.12% of the whole basin area; the overall change trend was good, but the sustainability was not strong; the areas with extremely significant and rapid growth accounted for 15.47%, which mainly located in the Lüliang Mountains in the west of Shanxi and the Loess Plateau in the north of Shaanxi; (2) from the spatial variation characteristics of NDVI, during the 20 years, 31.6% of the areas had stable FVC, while 65.99% had continued to increase FVC; (3) the spatial difference of NDVI in the Yellow River Basin was mainly determined by average precipitation, wetness index, dryness degree and soil type, and the explanatory power of all factors was more than 30%, indicating that water was still the dominant factor affecting NDVI in the Yellow River Basin; most of the interactions among the driving factors were mutually or non-linearly enhanced, with the strongest interaction explanatory power being average precipitation and land use, with a  $q$  value of 0.704; only the interaction between average annual precipitation and land use type and the interaction between elevation and population density were relatively independent.

**Keywords:** NDVI; change of time and space; Geodetector-mode; Yellow River Basin

收稿日期:2021-02-09

修回日期:2021-03-29

资助项目:国家自然科学基金(41801350);山西省应用基础研究计划项目(201901D211119);山西省高等学校科技创新资助项目(2020L0042)

第一作者:付含培(1997—),男,山西太原人,硕士研究生,研究方向为资源环境遥感与 GIS 应用。E-mail:fuhanpei@163.com

通信作者:王让虎(1990—),男,山西临汾人,讲师,主要从事资源环境遥感研究。E-mail:wangranghu@163.com

植被是联结大气圈、土壤圈、水圈和生物圈的重要纽带,对于监测生态环境的变化具有重要指示作用<sup>[1]</sup>,因此植被覆盖的时空变化特征及驱动因子分析在区域生态环境变化研究中具有重要意义<sup>[2-3]</sup>。归一化植被指数(NDVI)<sup>[4]</sup>作为表征植被生长状况的重要指示因子,与叶面积指数、生物量存在明显的相关性,可以对地表植被生长状况进行快速评估<sup>[5-8]</sup>。基于MODIS,SPOT/VEGETATION等卫星遥感影像得到的NDVI数据具有易获取、分辨率高的特点,是长时序植被覆盖研究的重要数据来源。目前国内众多学者已利用不同时间段的NDVI数据采用不同方法对区域尺度植被覆盖的时空变化规律及对气候变化的响应进行了深入研究<sup>[9-10]</sup>。

黄河流域是我国第二大流域,生态环境较为脆弱,近年来在气候变化和人类活动等因素作用下,流域植被覆盖状况发生了转变<sup>[11]</sup>。目前,黄河流域植被覆盖变化监测及驱动机制研究取得了一定的进展。张亚玲等<sup>[12]</sup>采用1998—2012年SPOT-NDVI数据发现黄河流域NDVI平均值与纬度变化存在一定的负相关性,并随着时间增长呈现出增加的趋势。袁丽华等<sup>[13]</sup>利用2000—2010年的MOD13Q1数据发现,黄河流域NDVI呈现出北部较低,而东南部、西部较高的特征。赵安周等<sup>[14]</sup>基于MODIS-NDVI数据发现在2000—2014年期间,黄河流域NDVI保持了增长的趋势,并且达到了6.93%/10a的增速。刘启兴等<sup>[15]</sup>利用2000—2016年的MODIS-NDVI数据,综合采用多种方法(肯德尔法检验法等)探讨了气候因子对于黄河流域植被覆盖特征的变化,研究结果显示该区域NDVI在2000—2016年保持了较高的稳定性;其中大部分区域的植被NDVI保持增长趋势,其比例达到了70.4%,而年增长率基本保持在0~0.004范围内。郭帅等<sup>[16]</sup>分析1982—2015年GIMMS NDVI数据及相关气象数据,得出黄河流域NDVI与年平均气温、年降水量以正相关为主,其中显著正相关分别为22.39%,21.99%。叶培龙等<sup>[17]</sup>通过分析1980—2018年黄河上游各气象站点的数据,发现黄河上游呈现暖湿化趋势,其有利于黄河上游植被生长。但鲜有学者对影响黄河流域植被覆盖的自然和人文因子展开系统性分析和研究,且缺少相关驱动力分析。地理探测器是探测空间分异性,以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法<sup>[18]</sup>,已有学者将该统计方法应用于植被NDVI驱动机制的研究<sup>[19-21]</sup>。因此,本研究基于SPOT NDVI遥感数据,采用Sen趋势分析、Manna-Kendall检验、Hurst指数、空间转移矩阵分析1999—2018年黄河流域NDVI时空变化特

征,并采用地理探测器模型对黄河流域NDVI空间分异特征与驱动因子进行探测分析,为黄河流域植被恢复与生态建设提供科学依据。

## 1 研究区概况

黄河流域位于95°50′29″—119°6′26″E,32°6′53″—41°48′18″N,流域面积为79.46万km<sup>2</sup>,地跨9省。海拔0~6255m,由西向东依次为西部青藏高原区,多为山地,海拔较高;中部地区以黄土高原区为主,黄土地貌,地表破碎,水土流失严重;东部黄淮海平原区,主要由黄河冲击而成,海拔较低,整体地势西高东低。黄河流域西部为大陆性干旱气候,中部为季风性半干旱气候,东部属海洋性半湿润气候。黄河流域年均温9℃,流域大部分地区年降水量在200~650mm,西南部和东南部多于650mm,深居内陆的西北部部分地区则少于150mm。除气候及地形等方面的因素外,该区域存在多种类型的地貌,同样促进了不同植被的生长。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源与预处理

在本次研究中采用的植被NDVI数据来自于1km植被指数(NDVI)空间分布数据集,并通过最大值合成法形成;气象气候数据来自于气象背景数据集,基于全国1915个站点的气象数据插值生成500m×500m的空间分布数据集;地貌、土壤数据分别来自于中国1:100万地貌类型数据、土壤类型空间分布数据;90mDEM来自于SRTM V4.1(Shuttle Radar Topography Mission,SRTM)数据,通过拼接重采样生成1km栅格数据,并利用ArcGIS进一步获取坡度和坡向数据;土地利用类型数据主要来自于中国土地利用现状数据集,分辨率1km;人口密度、GDP密度数据分别来源于中国人口空间分布公里网格数据集、GDP空间分布公里网格数据集,均为1km网格。所有的数据均通过中国科学院资源环境科学数据中心(<http://www.resdc.cn/>)获取,并通过ArcGIS软件利用黄河流域范围矢量数据进行裁剪、投影变换等处理。

### 2.2 研究方法

2.2.1 趋势分析 采用Sen氏趋势分析与M-K检验结合,分析像元尺度上NDVI变化趋势。Sen氏趋势分析对数据误差有较强的抵抗能力,且分析结果较为科学可信<sup>[22]</sup>。其计算公式如下:

$$S = \text{median} \frac{NDVI_j - NDVI_i}{j - i} \quad (1 < i < j < n)$$

当斜率S大于0时,表示呈现增长趋势,小于0则呈现下降趋势。

Manna-Kendall检验(M-K检验)可判断趋势的

显著性,且能够排除少数异常值的干扰。因此,本文将二者相结合,用来判断黄河流域内 NDVI 在像元尺度的变化趋势及其显著性。

2.2.2 Hurst 指数 Hurst 指数多用于描述自然界中长时间序列的自然现象<sup>[23]</sup>。具体公式见相关文献<sup>[13]</sup>。若通过上述公式证明时间序列中存在 Hurst 现象,可利用最小二乘法拟合得到  $H$  值。

NDVI 序列的完全随机性和持续性由  $H$  值决定。当满足条件  $0 < H < 0.5$ ,表明时间序列具有反持续性; $H=0.5$ 表明 NDVI 具有完全随机性,不存在长期持续性;如果满足条件  $0.5 < H < 1$ ,则表明 NDVI 具有长期序列性,将来依然保持了与先前基本相同的走势,并且  $H$  值基本等于 1 时,对应着更高的持续性。

2.2.3 地理探测器 目前在空间分异性研究中广泛采用了地理探测器模型<sup>[18]</sup>。在本研究中即利用该工具分析黄河流域 NDVI 变化的驱动因子单个及其交互关系。已有研究表明,气候因子对 NDVI 有显著影响<sup>[15]</sup>。黄河流域面积广阔,地形复杂多样。西部高原山地,植被覆盖较为原始,受人类影响较小,西北部内蒙古高原及北部河套平原,历史上为农业灌溉区,受人类活动影响较大。因此,在考虑系统性、典型性等因素下,本研究选取气候、地表及人类活动三大类因素,14 个因子,探测其对黄河流域 NDVI 的影响。在 ArcGIS 10.2 中,按照  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$  网格,随机生成 7 520 个采样点,结合空间位置关系对采样点 NDVI 数据进行关联。在本次研究中共选取 14 个影响因子(表 1)。本文将平均降水量、湿润指数、干燥度、积温( $\geq 10^\circ\text{C}$ )、积温( $\geq 0^\circ\text{C}$ )、年均温分为 6 个等级,将高程分为 7 个等级,将坡度、地貌、土壤、GDP、人口、土地利用类型分为 9 个等级,将坡向分为 10 级,划分过程中采用自然断点法(图 1)。

表 1 黄河流域 NDVI 影响因子

气候因素	地表因素	人类活动因素
$\geq 0^\circ\text{C}$ 积温( $X_1$ )	高程( $X_7$ )	土地利用类型( $X_{12}$ )
$\geq 10^\circ\text{C}$ 积温( $X_2$ )	坡度( $X_8$ )	GDP( $X_{13}$ )
干燥度( $X_3$ )	坡向( $X_9$ )	人口密度( $X_{14}$ )
年平均降水量( $X_4$ )	地貌( $X_{10}$ )	
湿润指数( $X_5$ )	土壤类型( $X_{11}$ )	
年均温( $X_6$ )		

地理探测器具体包括如下 4 种类型:

(1) 分异及因子探测。其可以对 NDVI 的空间分异性进行探测,在此基础上可以进一步分析不同因子产生的影响。具体公式如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2}$$

式中: $h=1, 2, \dots; L$  为  $Y, X$  的分类; $\sigma_h^2, \sigma^2$  分别为  $h$

层、全区  $Y$  的方差; $N_h, N$  分别为二者的单元数目。根据  $q$  值大小可以验证  $X$  的解释性,如果其值较大,则意味着具有更高的解释性<sup>[18]</sup>。

(2) 交互作用探测。基于交互作用探测可以对人类活动、气象以及地表等因素之间的交互作用进行分析,可以评价多因子的交互作用是否能够影响到对于 NDVI 的解释能力。

(3) 风险区探测。据此可以评价不同子区域属性均值的差异性,用于鉴别各区域植被覆盖情况,用  $t$  统计量来检验<sup>[20]</sup>。具体公式如下:

$$t = \frac{\bar{Y}_{h=1} - \bar{Y}_{h=2}}{\left[ \frac{\text{var}(\bar{Y}_{h=1})}{n_{h=1}} + \frac{\text{var}(\bar{Y}_{h=2})}{n_{h=2}} \right]^{\frac{1}{2}}}$$

式中: $h$  为一个子区域; $\bar{Y}_h, n_h$  分别对应着  $h$  的 NDVI 值、样本数目<sup>[18]</sup>。

(4) 生态探测。生态探测需要借助 F 统计量,衡量两因子  $X_1$  和  $X_2$  对 NDVI 空间分布的影响是否有显著差异。

$$F = \frac{N_{x_1}(N_{x_2}-1)SSW_{x_1}}{N_{x_2}(N_{x_1}-1)SSW_{x_2}}$$

$$SSW_{x_1} = \sum_{h=1}^{L_1} N_h \sigma_h^2, \quad SSW_{x_2} = \sum_{h=1}^{L_2} N_h \sigma_h^2$$

式中: $L_1, L_2$  分别为  $X_1, X_2$  分层的数量; $N_{x_1}, N_{x_2}$  分别为二者的样本数目; $SSW_{x_1}, SSW_{x_2}$  对应着二者的分层、层内方差和<sup>[18]</sup>。

## 3 结果与分析

### 3.1 植被 NDVI 空间分布格局

基于 1999—2018 年的 NDVI 数据,结合黄河流域实际情况,本文利用等间距法将植被状况划分为 5 种类型(表 2)。由植被覆盖空间格局图(图 2)可见,黄河流域 NDVI 分布具有明显的空间分异特征,总体表现为南高北低,与纬度表现出一定的负相关性,即纬度越低,则 NDVI 值越高。其中,较高及以上植被覆盖度占黄河流域面积的 47.13%,主要分布于流域的东部和南部地区,包括山西西部吕梁山脉、陕南及关中地区;中植被覆盖度占 26.80%,多位于中部地区,呈东北—西南走向带状分布;较低植被覆盖度占 21.41%,集中在流域的北部;低植被覆盖度面积仅占 4.65%,分布在河套平原两侧。黄河流域西南部主要为山地,植被以森林、草地以及草本湿地为主,有较高的 NDVI 值;东南部属于海洋性半湿润气候,水热较充足,且林地和农作物分布较为广泛,所以 NDVI 值较高。北、中部为内蒙古高原、河套平原,生态环境脆弱,气温高、降水少,植被破坏严重,现有植被多为低矮的农作物,因此 NDVI 值较低。

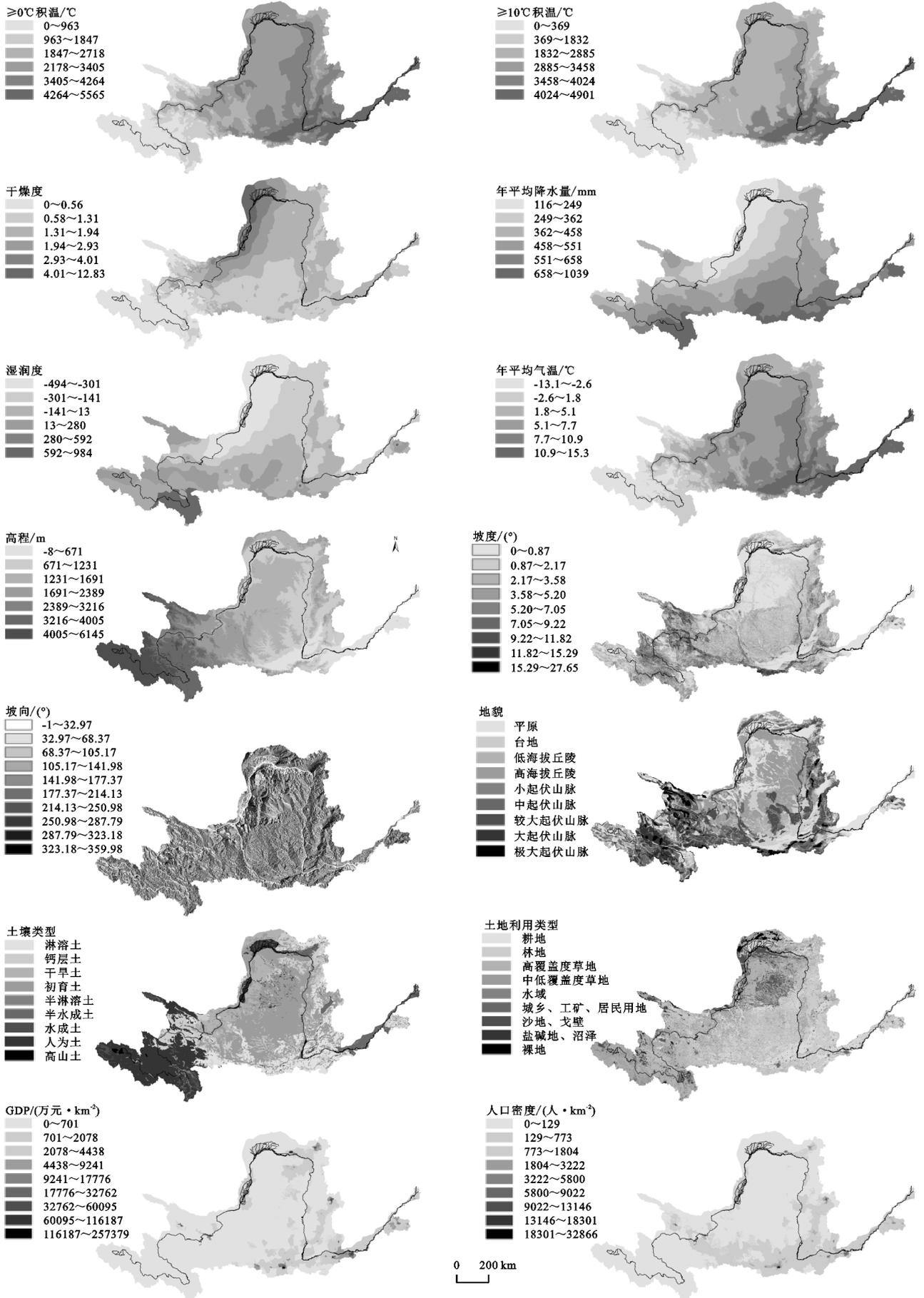


图 1 黄河流域因子空间分布

表 2 植被覆盖类型

植被类型	NDVI	面积比例/%
低植被覆盖度	<0.2	4.65
较低植被覆盖度	0.2~0.4	21.41
中植被覆盖度	0.4~0.6	26.80
较高植被覆盖度	0.6~0.8	37.54
高植被覆盖度	>0.8	9.59

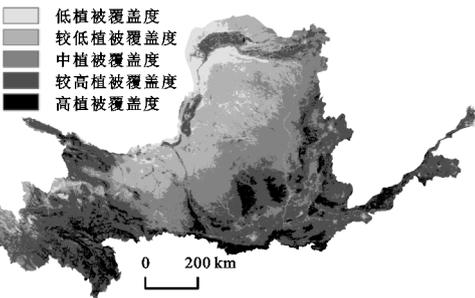


图 2 1999—2018 植被覆盖空间格局

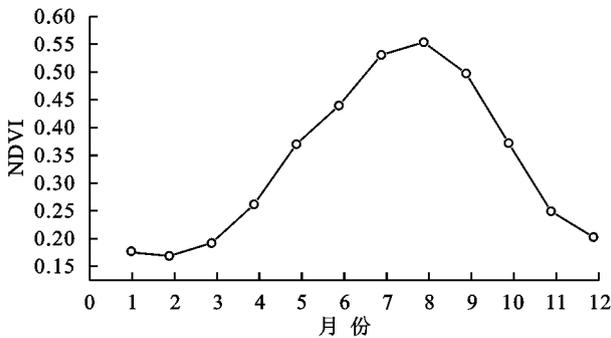
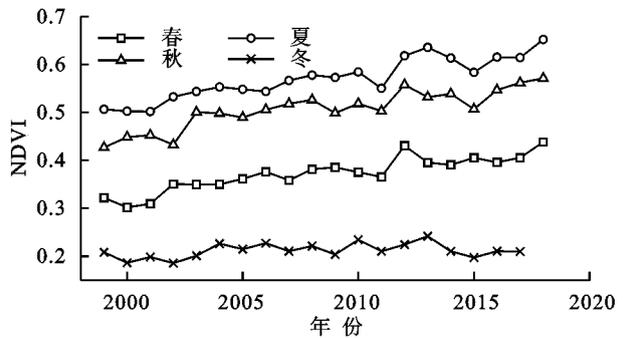


图 3 1999—2018 年区域尺度 NDVI 时间变化趋势

### 3.2 植被 NDVI 时间变化趋势

3.2.1 区域尺度 NDVI 的时间变化趋势 由区域尺度植被 NDVI 的时间变化趋势图(图 3)可见,1999—2018 年黄河流域整体呈增加态势,平均年际变化率为 0.007。20 a 间,年均 NDVI 最高值出现在 2012 年,为 0.44,最低值出现在 2000 年,为 0.34。就季节来看,夏季 NDVI 值最高,秋季、春季其次,冬季最低。黄河流域春、夏、秋季 NDVI 变化趋势与年际变化趋势基本一致,呈波动上升趋势,平均年际变化率分别为 0.005,0.007,0.007,而冬季 NDVI 的年际变化相对平稳,年际变化率只有 0.000 07,这可能因为当地植被主要以落叶植被为主,冬季植被大都凋落,增长不够明显。从月份 NDVI 变化趋势来看,最低值出现在冬季的 2 月份,为 0.16;NDVI 最高值出现在夏季的 8 月份,为 0.53;2—8 月 NDVI 值上升明显,8 月一次年 2 月下降明显,呈波峰和波谷状。



3.2.2 像元尺度 NDVI 的时间变化趋势 根据 Sen 趋势分析结果将 NDVI 变化趋势分为 7 级(图 4),根据 M-K 检验结果(0.05 置信水平)将 NDVI 变化显著性分为 6 级(图 5)。由变化趋势结果可见,黄河流域 20 a 间 NDVI 时间变化趋势以极显著缓慢增长为主,整体变化趋势向好。其中,极显著缓慢增长区域所占面积最大,占整个流域面积的 53.12%;不显著变化的区域其次,占 29.98%;极显著较快增长的区域占 15.47%;快速增长的占 1%;而极显著较快退化和极

显著缓慢退化合计共占黄河流域面积的 1.43%。极显著较快增长和极显著快速增长的区域主要位于黄河流域的东部,黄河两岸,地理位置上属山西西部吕梁山脉和陕西北部黄土高原,这与该区域持续退耕还林,人工在造林有密不可分的关系,一定程度上减少了黄土高原的水土流失,改善了黄河生态环境。基本不变的区域则位于黄河流域北部,河套平原周边地区以及黄河下游地区,该区域城镇、耕地面积较大,因而基本没有变化。

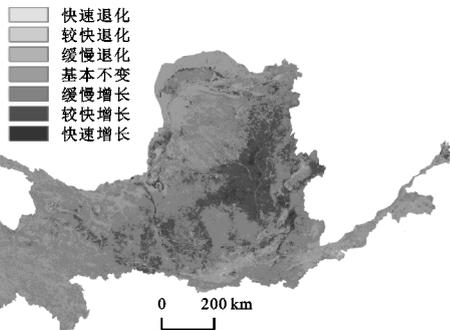


图 4 1999—2018 年 NDVI 趋势变化

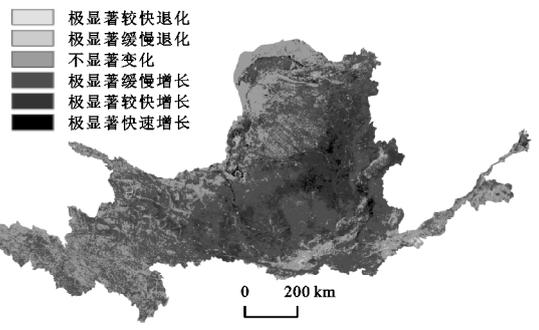


图 5 1999—2018 年 NDVI 变化显著性

3.2.3 NDVI 变化的可持续性分析 从黄河流域 NDVI 的 Hurst 指数(图 6)可以看出, $H$  值低于 0.3 的区域零星分布在流域的中部及南部地区,仅占流域

面积的 1.46%; $H$  值大于 0.7 的区域位于中部和北部地区,占流域面积的 0.67%;0.5~0.6 的区域占 28.78%,0.6~0.7 占 6.32%,主要分布于山西西部和



3.4.2 交互作用探测分析 由表 5 可知,交互作用解释力最强的是平均降水量和土地利用,它们双因子交互  $q$  值达到了 0.704,这说明了土地利用的变化影响降水量,并以此作为因变量解释黄河流域 NDVI 较强。解释力最差的是坡向与 GDP 的交互,这可能

是由于本身坡向及 GDP 对 NDVI 解释力较差,在这样两个因子交互下,解释力不足。同时,降水量与大多数因子相结合都能产生较高的  $q$  值,最低值是平均降水量与坡向的组合,却也达到了 0.638。坡向、GDP、人口密度与多数因子交互解释力较低。

表 5 交互作用探测结果

因子	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$X_8$	$X_9$	$X_{10}$	$X_{11}$	$X_{12}$	$X_{13}$	$X_{14}$
$X_1$	0.262													
$X_2$	0.296	0.257												
$X_3$	0.493	0.473	0.349											
$X_4$	0.665	0.654	0.615	0.569										
$X_5$	0.576	0.553	0.491	0.627	0.461									
$X_6$	0.320	0.321	0.505	0.669	0.584	0.279								
$X_7$	0.312	0.321	0.530	0.687	0.622	0.337	0.242							
$X_8$	0.368	0.360	0.415	0.640	0.501	0.389	0.392	0.114						
$X_9$	0.279	0.276	0.368	0.609	0.479	0.295	0.254	0.128	0.010					
$X_{10}$	0.452	0.438	0.507	0.688	0.569	0.472	0.482	0.271	0.224	0.207				
$X_{11}$	0.448	0.440	0.544	0.698	0.606	0.488	0.461	0.424	0.359	0.454	0.339			
$X_{12}$	0.510	0.507	0.548	0.704	0.631	0.514	0.521	0.378	0.290	0.416	0.552	0.269		
$X_{13}$	0.274	0.269	0.399	0.624	0.512	0.295	0.259	0.205	0.047	0.271	0.381	0.311	0.028	
$X_{14}$	0.343	0.334	0.451	0.632	0.551	0.357	0.339	0.265	0.114	0.328	0.426	0.334	0.113	0.097

由表 6 可知,绝大多数因子交互呈现相互增强或非线性增强,表现为两因子  $q$  值相加大于单因子  $q$  值。其中以年平均降水量为代表的主导因子表现更为明显, $X_4 \cap X_{12} (0.704) > X_4 \cap X_{11} (0.698) > X_4 \cap X_{10} (0.688) > X_4 \cap X_7 (0.687) > X_4 \cap X_6 (0.669) > X_4 \cap X_1 (0.665) > X_4 \cap X_2 (0.654) > X_4 \cap X_8 (0.640) > X_4 \cap X_{14} (0.632) > X_4 \cap X_5 (0.627) > X_4 \cap X_{13} (0.624) > X_4 \cap X_3 (0.615) > X_4 \cap X_9 (0.609)$ ,结果表明,年平均降水量与土地利用类型、土壤类型、地貌、高程、年均温等因子的相互作用呈现相互增强的关系。 $X_9 \cap X_4 (0.609) > X_9 \cap X_5 (0.479) > X_9 \cap X_3 (0.368) > X_9 \cap X_{11} (0.359) > X_9 \cap X_6 (0.295) > X_9 \cap X_{12} (0.290) > X_9 \cap X_1 (0.279) > X_9 \cap X_2 (0.276) > X_9 \cap X_7 (0.254) > X_9 \cap X_{10} (0.224) > X_9 \cap X_8 (0.128) > X_9 \cap X_{14} (0.114) > X_9 \cap X_{13} (0.047)$ ,且  $X_9 \cap X_n$  均大于  $X_9 + X_n$ ,可见坡向与年平均降水量、湿润指数、干燥度、土壤类型等因子的相互作用效应呈现非线性增强的关系。

研究结果表明,仅有两对因子交互对 NDVI 的影响是相互独立的,分别是年平均降水量与土地利用类型交互及高程与人口密度的交互(表 6), $X_4 \cap X_{13} = 0.624 = X_4 + X_{13}$ , $X_7 \cap X_{14} = 0.339 = X_7 + X_{14}$ 。

3.4.3 生态探测分析 由表 7 可知,气候要素中各因子大多与其他气候要素因子存在显著性关系,年平

均降水量尤为突出,而与地表因素和人类活动因素极少存在显著性关系。比如积温( $\geq 0^\circ\text{C}$ )与干燥度、年平均降水量、湿润指数和土地利用类型存在显著性关系,年平均降水量与积温( $\geq 0^\circ\text{C}$ )、积温( $\geq 10^\circ\text{C}$ )和干燥度存在显著性关系。在地表因素中,大多数因子均与土壤和土地利用类型之间存在显著性差异,比如高程与土壤类型和土地利用类型存在显著性关系;坡向与地貌、土壤类型、土地利用类型和人口密度有显著性差异;地貌与坡度、坡向、土壤类型和土地利用类型存在显著性差异。由此可见,NDVI 受三大类要素共同影响,气候因素仍为主导。其中,年平均降水量、土壤和土地利用类型对 NDVI 影响最大,GDP 对 NDVI 影响最小。

表 6 影响植被 NDVI 主导因子交互作用分析

两因子交互	两因子 $q$ 值	两因子 $q$ 值相加	结果	交互关系
$X_4 \cap X_5$	0.627	$<1.057 = X_4 \cap X_5$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_6$	0.669	$<0.875 = X_4 \cap X_6$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_7$	0.687	$<0.838 = X_4 \cap X_7$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_8$	0.640	$<0.710 = X_4 \cap X_8$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_9$	0.609	$>0.606 = X_4 \cap X_9$	$C > A + B$	非线性增强
$X_4 \cap X_{10}$	0.688	$<0.803 = X_4 \cap X_{10}$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_{11}$	0.698	$<0.935 = X_4 \cap X_{11}$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_{12}$	0.704	$<0.865 = X_4 \cap X_{12}$	$C < A + B$	互相增强
$X_4 \cap X_{13}$	0.624	$=0.624 = X_4 \cap X_{13}$	$C = A + B$	相互独立
$X_4 \cap X_{14}$	0.632	$<0.693 = X_4 \cap X_{14}$	$C < A + B$	互相增强
$X_7 \cap X_{14}$	0.339	$=0.339 = X_7 \cap X_{14}$	$C = A + B$	相互独立

表 7 生态探测结果

因子	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	X <sub>11</sub>	X <sub>12</sub>	X <sub>13</sub>	X <sub>14</sub>
X <sub>1</sub>														
X <sub>2</sub>	N													
X <sub>3</sub>	Y	Y												
X <sub>4</sub>	Y	Y	Y											
X <sub>5</sub>	Y	Y	Y	N										
X <sub>6</sub>	N	Y	N	N	N									
X <sub>7</sub>	N	N	N	N	N	N								
X <sub>8</sub>	N	N	N	N	N	N	N							
X <sub>9</sub>	N	N	N	N	N	N	N	N						
X <sub>10</sub>	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y					
X <sub>11</sub>	Y	Y	N	N	N	Y	Y	Y	Y	Y				
X <sub>12</sub>	N	N	N	N	N	N	Y	Y	Y	Y	N			
X <sub>13</sub>	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N	N		
X <sub>14</sub>	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N	Y	

注:置信水平为 95%,Y 表示两因子对 NDVI 的空间分布的影响有显著差异,N 则相反。

3.4.4 影响因子的适宜范围或类型 基于风险探测,我们能够得出各类影响因子中,植被 NDVI 最适宜的范围(表 8)。气象因子方面,年平均降水量在 658~1 039 mm,年均温-2.6~1.8℃时,NDVI 均值最高,可见水热条件较好的地区植被覆盖度更好。高程在 3 216~4 005 m,坡度在 15.29°~27.56°时植被覆盖度最高,与地貌的大起伏中山、大起伏高山,土地利用的林地、草地相对应,说明在山高坡陡的地区,植被覆盖度更高。草甸土和砂姜黑土广泛分布于山地和山前洼地中,从侧面反映出海拔对植被覆盖的影响。

表 8 不同影响因子的适宜类型或范围

因子	植被 NDVI 适宜类型或范围	NDVI 均值
≥0℃积温	963~1847℃	0.744
≥10℃积温	4024~4901℃	0.687
干燥度	131~194	0.652
年平均降水量	658~1039 mm	0.764
湿润指数	592~984	0.767
年均温	-2.6~1.8℃	0.741
高程	3216~4005 m	0.746
坡度	15.29°~27.65°	0.732
坡向	-1°~32.98°	0.567
地貌	大起伏中山、大起伏高山	0.710
土壤类型	草甸土、砂姜黑土	0.749
土地利用类型	林地、草地	0.717
GDP	(4438~9241)万元/km <sup>2</sup>	0.669
人口密度	773.37~1804.44 人/km <sup>2</sup>	0.652

总体来看,由风险探测我们可知,气象因素、地表因素是影响黄河流域 NDVI 的主要因素,而人类活动对 NDVI 的影响主要体现在土地利用方式的改变上,退耕还林与植树造林工程发挥了重要作用。

## 4 讨论

黄河流域地跨我国三级阶梯,地貌类型复杂多样,自然与人为因素共同作用,对流域内植被覆盖产生重要影响。本研究表明黄河流域自实施退耕还林、生态修复工程实施以来,流域 NDVI 变化趋势以极显著缓慢增长为主,植被覆盖空间格局整体向好,而气象因素、地表因素与人类活动因素共同影响了植被分异,其中气象因素依旧为主导因素,平均降水量与湿润指数解释力均大于 45%,占主导地位。由此可见降水是植被活动的主要驱动力,这与前人的研究结果一致<sup>[24-25]</sup>。土壤类型是植被 NDVI 变化的重要因子<sup>[20]</sup>,在以降水为主要限制因素的地区,土壤类型对植被生长和雨水再利用效率影响显著,如淋溶土、半淋溶土地区的 NDVI 值较高;而漠土与干旱土 NDVI 值较低,不适宜植被生长;初育土广泛分布于陕北黄土高原区,该区是黄河流域生态修复与水土保持的重点区域,因此 NDVI 增速较快。人类活动中,土地利用方式对 NDVI 影响较大,自 1999 年退耕还林还草工程实施以来,黄河流域 NDVI 持续增长,但增速较慢,这可能与城市化和过度放牧有关。

气候因素与地表因素、人类活动因素相交,会显著提高对 NDVI 的解释力。本文研究发现,降水量与土地利用解释力最强, $q$  值为 0.704,降水量与其余各因子交互  $q$  值均大于 0.6,湿润指数与其余各因子交互  $q$  值均大于 0.47,也反映了水分的主导作用。这与相关研究<sup>[26]</sup>认为的社会经济因子与自然因子交互,会显著提高其对植被 NDVI 空间分布的影响力一致。

像元尺度上的区域 NDVI 时空变化及其驱动因

素分析一直是地理学和生态学研究的重点,本文利用 SPOT NDVI 数据可观揭示了黄河流域 20 a 间植被覆盖度变化的时空特征,本研究表明黄河流域 NDVI 变化的可持续性不强,主要以波动变化为主,与其他已有研究的相同时期对比,基本趋势是一致的<sup>[13]</sup>。已有研究表明,SPOT 系列卫星 NDVI 数据在光谱波段设计、空间精度和几何纠正等方面都比其他数据更有优势,因此其应用也较为广泛<sup>[27]</sup>。因此,本研究是可信的。但是 NDVI 存在饱和现象,特别在夏季或植被覆盖度高的林区尤为明显。EVI 能很好地反映植被生长,即使在生物含量较高的月份也能反映出植被生长的季节性特征<sup>[28]</sup>,因而 EVI 更适用于长序列季节性研究。本文大多基于年际 NDVI 数据展开分析,因此受饱和现象影响较小。

地理探测器是探测空间分异性,以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法<sup>[18]</sup>。地理探测器在各领域应用广泛,特别是在对 NDVI 的探测上。本文采用地理探测器对黄河流域 NDVI 空间分异特征展开探测,结论与同流域研究基本一致<sup>[29]</sup>。但是,在选取因子指标和对各因子数据进行离散化处理时,存在一定的主观性。

## 5 结论

(1) 1999—2018 年黄河流域植被覆盖整体较好,多年平均 NDVI 值为 0.39,呈现南高北低的分布格局,其中较高及以上植被覆盖度区域占流域面积的 47.13%。从 NDVI 空间变化特征来看,1999—2018 年期间,高植被覆盖度和较高植被覆盖度大幅增加,中植被覆盖度增加明显,主要是由低一级植被覆盖度转化而来。

(2) 20 a 来黄河流域 NDVI 整体呈增加态势,年增率为 0.007;季节变化特征明显,最低值出现在冬季的 2 月份,NDVI 值为 0.16,最高值出现在夏季的 8 月份,NDVI 值为 0.53。从 NDVI 像元尺度的时间变化趋势来看,1999—2018 年黄河流域 NDVI 变化趋势以极显著缓慢增长为主,占整个流域面积的 53.12%,整体变化趋势向好,但可持续性不强;极显著较快增长和快速增长的区域占 15.47%,主要位于山西西部吕梁山脉和陕西北部黄土高原,这与当地生态恢复工程紧密相关。需要注意的是,未来持续波动区域所占面积比例达到 44.86%,其中以缓慢退化和缓慢增长为主。

(3) 黄河流域的 NDVI 空间差异主要由年平均降水量、湿润指数、干燥度、土壤类型决定,其因子解释力均超过 30%,这表明气候因素仍然是影响黄河流域 NDVI 的主导因素。绝大多数驱动因子间交互

呈现相互增强或非线性增强,交互解释力最强的是年平均降水量和土地利用, $q$  值为 0.704。只有年平均降水量与土地利用类型交互及高程与人口密度的交互是相对独立的。

### 参考文献:

- [1] Parmesan C, Yohe G. A globally coherent fingerprint of climate change impacts across natural systems[J]. *Nature*, 2003,421(6918):37-42.
- [2] 孙红雨,王长耀,牛铮,等.中国地表植被覆盖变化及其与气候因子关系:基于 NOAA 时间序列数据分析[J]. *遥感学报*,1998(3):204-210.
- [3] 范娜,谢高地,张昌顺,陈龙,李文华,成升魁.2001 年至 2010 年澜沧江流域植被覆盖动态变化分析[J]. *资源科学*,2012,34(7):1222-1231.
- [4] Zhao L, Dai A, Dong B. Changes in global vegetation activity and its driving factors during 1982—2013[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*,2018,249:198-209.
- [5] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of the Environment*,1979,8(2):127-150.
- [6] Baret F, Guyot G. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APA Rassessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991,35(2):161-173.
- [7] Gutman G, Ignatov A. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models[J]. *International Journal of Remote Sensing*,1998,19(8):1533-1543.
- [8] 赵英时.遥感应用分析原理与方法[M].北京:科学出版社,2003.
- [9] 杜加强,贾尔恒·阿哈提,赵晨曦,等.1982—2012 年新疆植被 NDVI 的动态变化及其对气候变化和人类活动的响应[J]. *应用生态学报*,2015,26(12):3567-3578.
- [10] 金凯,王飞,韩剑桥,等.1982—2015 年中国气候变化和人类活动对植被 NDVI 变化的影响[J]. *地理学报*,2020,75(5):961-974.
- [11] 贺振,贺俊平.基于 SPOT-VGT 的黄河流域植被覆盖时空演变[J]. *生态环境学报*,2012,21(10):1655-1659.
- [12] 张亚玲,苏惠敏,张小勇.1998—2012 年黄河流域植被覆盖变化时空分析[J]. *中国沙漠*,2014,34(2):597-602.
- [13] 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.
- [14] 赵安周,刘宪锋,朱秀芳,等.2000—2014 年黄土高原植被覆盖时空变化特征及其归因[J]. *中国环境科学*,2016,36(5):1568-1578.
- [15] 刘启兴,董国涛,景海涛,等.2000—2016 年黄河源区植被 NDVI 变化趋势及影响因素[J]. *水土保持研究*,2019,26(3):86-92.

- ics of soil extracellular enzymes in response to temperature: a cross-latitudinal study[J]. *Global Change Biology*, 2012, 18(4):1468-1479.
- [14] 杨万勤,王开运.土壤酶研究动态与展望[J].*应用与环境生物学报*, 2002, 8(5):564-570.
- [15] Sinsabaugh R L, Carreiro M M, Repert D A. Allocation of extracellular enzymatic activity in relation to litter composition, N deposition, and mass loss [J]. *Biogeochemistry*, 2002, 60(1):1-24.
- [16] Burns R G, Deforest J L, Marxsen J, et al. Soil enzymes in a changing environment: Current knowledge and future directions [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2013, 58(2):216-234.
- [17] 孙悦,徐兴良,Kuzyakov Yakov.根际激发效应的发生机制及其生态重要性[J].*植物生态学报*, 2014, 38(1):62-75.
- [18] Peng X, Wang W. Stoichiometry of soil extracellular enzyme activity along a climatic transect in temperate grasslands of northern China[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2016, 98:74-84.
- [19] Sinsabaugh, Robert, L, et al. Ecoenzymatic stoichiometry of microbial organic nutrient acquisition in soil and sediment[J]. *Nature*, 2009, 462(7320):795-798.
- [20] Li Q, Liu Y, Gu Y, et al. Ecoenzymatic stoichiometry and microbial nutrient limitations in rhizosphere soil along the Hailuoguo Glacier forefield chronosequence [J]. *Science of The Total Environment*, 2019, 704(48).DOI:10.1016/j.scitotenv.2019.135413.
- [21] Ren C, Zhao F, Kang D, et al. Linkages of C : N : P stoichiometry and bacterial community in soil following afforestation of former farmland[J]. *Forest Ecology & Management*, 2016, 376(15):59-66.
- [22] Güsewell S, Gessner M O. N : P ratios influence litter decomposition and colonization by fungi and bacteria in microcosms[J]. *Functional Ecology*, 2009, 23(1):211-219.
- [23] Zhang W, Xu Y, Gao D, et al. Ecoenzymatic stoichiometry and nutrient dynamics along a revegetation chronosequence in the soils of abandoned land and Robinia pseudoacacia plantation on the Loess Plateau, China[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2019, 134(38):1-14.
- [24] Xu Z, Yu G, Zhang X, et al. Soil enzyme activity and stoichiometry in forest ecosystems along the North-South Transect in eastern China (NSTEC) [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2017, 104(1):152-163.
- [25] 张鹏,王国梁,黄土高原刺槐林土壤酶化学计量沿着环境梯度变化[J].*水土保持研究*, 2020, 27(1):161-167.
- ~~~~~
- (上接第 153 页)
- [16] 郭帅,裴艳茜,胡胜,等.黄河流域植被指数对气候变化的响应及其与水沙变化的关系[J].*水土保持通报*, 2020, 40(3):1-7, 13.
- [17] 叶培龙,张强,王莺,等.1980—2018年黄河上游气候变化及其对生态植被和径流量的影响[J].*大气科学学报*, 2020, 43(6):967-979.
- [18] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].*地理学报*, 2017, 72(1):116-134.
- [19] 王伟,阿里木·赛买提,吉力力·阿不都外力.基于地理探测器模型的中亚 NDVI 时空变化特征及其驱动因子分析[J].*国土资源遥感*, 2019, 31(4):32-40.
- [20] 彭文甫,张冬梅,罗艳玫,等.自然因子对四川植被 NDVI 变化的地理探测[J].*地理学报*, 2019, 74(9):1758-1776.
- [21] 陶帅,邝婷婷,彭文甫,等.2000—2015年长江上游 NDVI 时空变化及驱动力:以宜宾市为例[J].*生态学报*, 2020, 40(14):5029-5043.
- [22] 章维鑫,曹建华,吴秀芹.基于 Landsat 影像的石漠化区植被动态监测及治理效益研究[J].*农业工程学报*, 2019, 35(8):221-229.
- [23] 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.
- [24] 祝聪,彭文甫,张丽芳,等.2006—2016年岷江上游植被覆盖度时空变化及驱动力[J].*生态学报*, 2019, 39(5):1583-1594.
- [25] 阎世杰,王欢,焦珂伟.京津冀地区植被时空动态及定量归因[J].*地球信息科学学报*, 2019, 21(5):767-780.
- [26] 张思源,聂莹,张海燕,等.基于地理探测器的内蒙古植被 NDVI 时空变化与驱动力分析[J].*草地学报*, 2020, 28(5):1460-1472.
- [27] 朱艺旋,张扬建,俎佳星,等.基于 MODIS NDVI, SPOT NDVI 数据的 GIMMS NDVI 性能评价[J].*应用生态学报*, 2019, 30(2):536-544.
- [28] 杨嘉,郭妮,黄蕾诺,等.西北地区 MODIS-NDVI 指数饱和问题分析[J].*高原气象*, 2008, 27(4):896-903.
- [29] 裴志林,杨勤科,王春梅,等.黄河上游植被覆盖度空间分布特征及其影响因素[J].*干旱区研究*, 2019, 36(3):546-555.