

# 气候变化及人类活动对黄河流域植被覆盖变化的影响

刘海<sup>1</sup>, 刘凤<sup>1</sup>, 郑粮<sup>2</sup>

(1.湖北大学资源环境学院,武汉 430062;2.武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉 430079)

**摘要:**黄河流域在我国具有重要的战略地位,是我国重要的生态屏障,量化评估气候变化和人类活动对黄河流域植被变化影响,对政府管理决策具有重要意义。以黄河流域为研究区,分析 1982—2019 年归一化植被指数(normalized difference vegetation index,NDVI)时空动态变化,定量计算气候变化及人类活动对 NDVI 变化的贡献度,并对 NDVI 变化影响因素进行分区制图;在此基础上,讨论生态建设工程对植被变化的影响情况,并评估其成效。结果表明:(1)1982—2019 年间黄河流域 NDVI 呈现显著增加趋势,变化趋势为 0.002 4/a;空间上,显著退化的区域分布在流域西部和南部,显著增加的区域分布在流域中部和北部。(2)黄河流域植被变化是气候因素和人类活动共同作用的结果,研究时段内气候因素对 NDVI 变化的贡献度为 82.74%,人类活动贡献度为 17.62%,气候因素是黄河流域植被变化的主导因素,但人类活动在植被变化中的影响程度逐渐加深。(3)3 个生态建设工程区植被恢复情况为三北防护林>黄河中游防护林>太行山绿化,生态建设工程对植被恢复有明显的促进作用。

**关键词:**黄河流域; NDVI; 气候变化; 人类活动; 生态建设工程

中图分类号:Q948

文献标识码:A

文章编号:1009-2242(2021)04-0143-09

DOI:10.13870/j.cnki.stbcbx.2021.04.020

## Effects of Climate Change and Human Activities on Vegetation Cover Change in the Yellow River Basin

LIU Hai<sup>1</sup>, LIU Feng<sup>1</sup>, ZHENG Liang<sup>2</sup>

(1.Faculty of Resources and Environmental Science, Hubei University, Wuhan 430062; 2.State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

**Abstract:** The Yellow River Basin has an important strategic position and is an important ecological barrier in China. Quantitative assessment of the impact of climate change and human activities on vegetation change in the Yellow River Basin is of great significance to government management and decision-making. Taking the Yellow River Basin as the research area, the temporal and spatial dynamic changes of normalized difference vegetation index (NDVI) from 1982 to 2019 were analyzed, the contributions of climate change and human activities on NDVI were quantitatively calculated, and the influencing factors of NDVI were mapped. On this basis, the impact of ecological construction project on vegetation change was discussed, and its effectiveness was evaluated. The results showed that: (1) From 1982 to 2019, the NDVI of the Yellow River Basin showed a significant increasing trend, with a change trend of 0.002 4/a. The regions with significant degradation in NDVI were distributed in the west and south of the basin, and the regions with significant increase in NDVI were distributed in the middle and north of the basin. (2) Vegetation change in the Yellow River Basin was the result of the joint action of climate factors and human activities. The contribution of climate factors to NDVI change was 82.74%, and the contribution of human activities was 17.62%. Climate factors were the dominant factors of vegetation change in the Yellow River Basin, but the influence of human activities in vegetation change was gradually increasing. (3) The vegetation restoration of the three ecological construction projects followed the order of the Three-North Shelter Forest Program>Shelter Forest Belt Project in Middle Reach of the Huanghe River>Afforestation of Taihang Mountain, and the ecological construction project played a significant role in promoting vegetation restoration.

收稿日期:2021-02-25

资助项目:国家自然科学基金项目(41971402);国家重点研发计划项目(2018YFC1506500)

第一作者:刘海(1982—),男,湖北鄖阳人,教授,博士,主要从事景观生态研究。E-mail:liuhai11191@163.com

通信作者:郑粮(1994—),女,河南南阳人,博士生,主要从事流域植被监测评估研究。E-mail:Liangzheng@whu.edu.cn

**Keywords:** Yellow River Basin; NDVI; climate change; human activities; ecological construction project

植被在陆地生态系统中扮演主要角色,对环境变化十分敏感,是区域生态环境变化的指示器<sup>[1]</sup>。植被覆盖具有防蚀功效、减水减沙效应,区域植被覆盖的恢复可以延长坡面产流时间,增加入渗,减少产流产沙<sup>[2-3]</sup>,监测和评估区域植被覆盖变化情况,对水土流失治理、生态环境保护及未来环境决策具有一定的理论和实际指导意义<sup>[4]</sup>。由于区域植被变化具有时空异质性,传统的测量方法很难大范围实时监测植被动态变化。遥感技术逐渐在大尺度生态环境变化监测中得到应用<sup>[5]</sup>。1973年,Rouse等<sup>[6]</sup>提出归一化植被指数(NDVI),并被广泛用于大规模植被动态变化监测,是反映植被覆盖和生长状况最经典有效的指标<sup>[7-8]</sup>。

气候变化和人类活动被认为是影响区域植被变化的主要因素。以往的研究<sup>[9-10]</sup>认为,温度和降水对植被变化具有重要意义,且与植被之间的关系具有高度的空间异质性。随着社会经济快速发展,人类活动对生态环境的作用程度不断加深,逐渐成为区域植被变化不容忽视的影响因素<sup>[11]</sup>。人类活动对植被影响具有两面性,正面影响体现在生态保护措施的实施增加了区域植被覆盖<sup>[12-13]</sup>,负面影响体现在城市扩张导致建设用地侵占耕地和林地等<sup>[14-15]</sup>。近30多年来,我国植被恢复明显<sup>[16]</sup>,大型林业工程被认为是对我国植被变化影响最大的人类活动<sup>[17]</sup>,Piao等<sup>[18]</sup>研究表明,中国的大型林业工程区,植被绿化十分明显,反映人类活动对区域植被作用情况。但由于不同区域自然地理条件差异,大型林业工程的成效引起争议。例如, Cao<sup>[19]</sup>认为,在降水有限和潜在蒸散量高的地区进行不当造林实际上可能会加剧环境退化、生态系统恶化和风蚀加剧,这一结论也引起广泛讨论。人类活动定量化评估方法主要有回归模型法<sup>[20-21]</sup>和残差法<sup>[22-23]</sup>,回归模型法在选取影响因子时具有主观性,且仅简单假设植被与各驱动因素间的不同关系,难以避免各因子之间空间自相关、共线性的矛盾;另一方面,无法分离气候变化和人类活动对植被变化的贡献情况。残差法是利用模拟无人干扰下的植被变化情况与实际变化情况的差值来间接估计人类活动的影响,是目前分离气候变化和人类活动应用最广泛的模型。

黄河流域是中国重要的生态屏障,在国家发展中具有极为重要的战略地位<sup>[24]</sup>。黄河流域地理位置和气候条件特殊,是典型的生态脆弱区,流域水土流失、生态退化问题突出。近些年经过大规模的水土保持治理、退耕还林草、生态林建设等工程治理,流域植被覆盖发生显著变化,引起学者们的广泛关注。由于研究时段及关注焦点的不同,研究得出的结论呈现差

异。在植被动态变化方面,孙红雨等<sup>[25]</sup>研究表明,1982—1999年间黄河流域植被覆盖呈现增加趋势;袁丽华等<sup>[26]</sup>分析2000—2010年黄河流域植被覆盖的时空变化情况表明,2000—2004年植被变化不显著,而2005年后增长趋势显著;贺振等<sup>[27]</sup>分析32年间黄河流域植被覆盖变化表明,研究时段内植被覆盖呈现较为缓慢的增长趋势,未来主要是基本不变和持续改善2类为主。在影响因素方面,Shi等<sup>[28]</sup>研究表明,黄土高原片区,气候因素对NDVI变化贡献45.78%,人类活动贡献为54.22%,长期NDVI趋势对气候变化的感知比短期趋势更敏感;Hu等<sup>[29]</sup>研究表明,三北防护林区,在年降水量>400mm的地区植被得到改善,在相对干旱的地区,植被没有明显的变化。

黄河流域地理条件特殊,气候条件对区域植被生长至关重要。长时间尺度监测有利于准确清晰地辨识气候变化对植被生长的作用,是未来植被动态监测的重要内容<sup>[30]</sup>。受不同遥感数据时空分辨率的影响,目前黄河流域植被覆盖变化监测缺乏长时间尺度的研究。在分离气候变化和人类活动对植被变化影响方面,已有的研究多是将研究区作为整体,单独分析2种因素对植被变化的贡献情况,但在一些人类活动强度较强的区域,气候因素也同时作用于植被,简单将植被覆盖变化主导因素归因为一种缺乏科学性。鉴于此,本文选取GIMMS NDVI3g和MODIS NDVI数据集,借助逐像元一元线性回归模型构建1982—2019年长时间序列NDVI数据集,分析黄河流域38年间植被覆盖时空变化特征。基于残差法分离气候变化和人类活动对植被覆盖变化的影响时,借助相关性分析和回归分析对NDVI影响因素进行分区制图。近些年黄河流域植被覆盖增加明显,流域内分布着三北防护林、黄河中游防护林和太行山绿化等生态建设工程,流域人类活动与生态建设工程是否有关,生态建设工程区的实施效果值得进一步探讨。因此,在黄河流域植被动态变化及影响因素分析结果基础上,本文进一步探讨生态建设工程区植被动态变化情况,以期后续相关政策制定提供参考。

## 1 数据与方法

### 1.1 研究区概况

黄河孕育了中华文明,在国家发展中具有重要的战略地位。黄河流经9个省区,全长约5464km。黄河流域(96°—119°E,32°—42°N)大部分地区属于半干旱与干旱地区,水资源先天不足,多年平均降水量不足450mm,平均气温为2.68℃,气温呈现显著的地区差异,东南高,西北低,年际变化较大,蒸发力

强。域内主要分布着三北防护林、黄河中游防护林、太行山绿化等生态建设工程(图 1)。

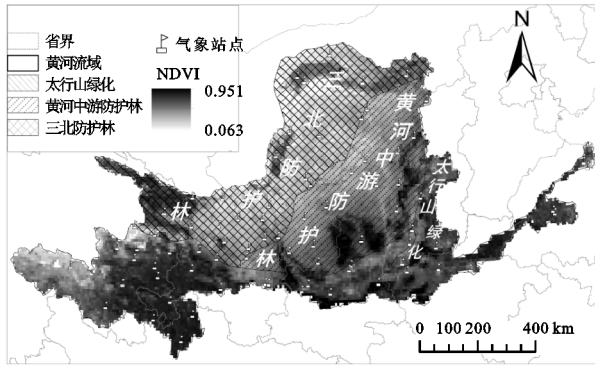


图 1 黄河流域 1982—2019 年年均 NDVI 分布

## 1.2 数据来源

本研究 NDVI 数据集选取 GIMMS NDVI3g v1.0 (<https://ecocast.arc.nasa.gov/data/pub/gimms/3g.v1/>) 和 MODIS MOD13Q1 (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/>)。GIMMS NDVI3g v1.0 数据集提供 1981—2015 年 NDVI 数据,空间分辨率为 8 km,时间分辨率为 15 天,由于 1981 年数据不完整,本研究选取 1982—2015 年数据。MOD13Q1 数据集提供 2000 年至今的 NDVI 数据,空间分辨率为 250 m,时间分辨率为 16 天,由于 2000 年数据不完整,本研究选取 2001—2019 年数据。

降水量和气温数据来自中国气象数据网《中国地面气候资料月值数据集》(<http://data.cma.cn/site/index.html>)。本研究选取黄河流域及其周围共 218 个站点(图 1),获取站点的经纬度信息以及 1982—2019 年的月降水量及月平均气温数据。

生态建设工程区数据来源于中国科学院资源环境数据云平台 (<http://www.resdc.cn/Default.aspx>),选取中国林业工程空间分布数据集。

## 1.3 分析方法

本文基于 GIMMS NDVI3g 和 MODIS NDVI 数据,采用逐像元一元线性回归模型构建 1982—2019 年 NDVI 数据集,借助最小二乘法斜率评估 1982—2019 年黄河流域 NDVI 时空变化情况,采用偏相关分析和残差趋势法讨论气候因素和人类活动对 NDVI 变化的影响。

**1.3.1 数据预处理** 借助 R 语言将 GIMMS NDVI3g V1.0 数据集转化为.tif 格式,并对 2 种 NDVI 数据集进行坐标转换、数据裁剪、最大值提取等预处理。借助最大值合成法(MVC)合成月 NDVI 和年 NDVI 数据集,并将 MODIS NDVI 重采样为 8 km。

对气象站点获取的月平均气温和月降水量数据,采用反距离加权法对站点数据进行插值处理,插值处理后的栅格空间分辨率为 8 km。对获取的生态建设工程区

数据进行地理坐标转换、裁剪等预处理,获取三北防护林、黄河中游防护林和太行山绿化工程范围。

**1.3.2 长时序 NDVI 数据集构建** 由于 2 个数据集来自不同的传感器,表现出一定的光谱响应差异,本研究对 2 种数据集进行一致性检验,并选取 GIMMS 和 MODIS 重叠时期数据对逐像元一元线性回归模型进行检验(2001—2008 年月 NDVI 构建模型,2009—2015 年月 NDVI 验证模型),经过回归模型构建的新的 NDVI 数据集称为 GIMMS—MODIS NDVI。逐像元一元线性回归模型公式为:

$$G_i = \lambda + \mu V_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n (G_i - \bar{G})(V_i - \bar{V})}{\sum_{i=1}^n (V_i - \bar{V})^2} \quad (2)$$

$$\lambda = \bar{G} - \mu \bar{V} \quad (3)$$

式中: $\lambda$ 、 $\mu$  为参数; $\varepsilon_i$  为随机误差; $n$  为研究期数; $i$  为月份; $G_i$  为第  $i$  个月的 GIMMS NDVI 值; $V_i$  为第  $i$  个月的 MODIS NDVI 值; $\bar{G}$  为月 GIMMS NDVI 数据在相应像元处的平均值; $\bar{V}$  为月 GIMMS NDVI 数据在相应像元处的平均值。

**1.3.3 NDVI 变化趋势分析** 采用最小二乘法(OLS)的斜率分析 1982—2019 年 NDVI 空间变化情况。OLS 曲线斜率公式为:

$$\theta_{\text{slop}} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times X_i - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n X_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \quad (4)$$

式中:回归系数( $\theta_{\text{slop}}$ )代表变量( $X_i$ )的趋势, $i$  为年份, $X_i$  为在  $i$  年相应年份的 NDVI 值; $n$  为研究期(38)。 $\theta_{\text{slop}} > 0$  表示 NDVI 呈现增加趋势, $\theta_{\text{slop}} < 0$  表示 NDVI 呈现减小趋势。对变化趋势结果进行  $F$  显著性检验。

**1.3.4 影响因素分析** 偏相关分析是通过控制其他变量来表征多个变量中 2 个变量间的相关关系,与相关系数比较起来,偏相关系数更为真实可靠。本研究借助偏相关性分析来研究气候因素与 NDVI 之间的关系,对计算结果进行  $T$  显著性检验。

NDVI 残差法是量化区分气候变化和人类活动因素对植被变化贡献情况应用较为广泛的方法。表达式为:

$$\psi = \text{NDVI}_{\text{real}} - \text{NDVI}_{\text{pre}} \quad (5)$$

$$\text{NDVI}_{\text{pre}} = \alpha \times P + \beta \times T + \varphi \quad (6)$$

式中: $\alpha$  为 NDVI 与降水量的回归系数; $\beta$  为 NDVI 与气温的回归系数; $\varphi$  为回归常数项; $P$  和  $T$  分别为年均总降水量和年平均气温; $\text{NDVI}_{\text{real}}$  为遥感影像中观测值; $\text{NDVI}_{\text{pre}}$  为回归分析得到的 NDVI 预测值, $\psi > 0$ ,说明人类活动对 NDVI 变化产生正面影响;

$\phi < 0$ , 说明人类活动对 NDVI 变化产生负面影响;  $\phi = 0$ , 说明人类活动对 NDVI 变化产生的影响比较微弱。

基于残差分析结果, 人类活动对 NDVI 的综合贡献度为:

$$CH = \phi / \text{NDVI}_{\text{real}} \times 100\% \quad (7)$$

气候变化对 NDVI 的综合贡献度为:

$$CN = 1 - CH \quad (8)$$

植被变化同时受到气候变化和人类活动共同影响, 往往是某一因素主导或者由二者共同引起<sup>[31]</sup>。基于 NDVI 显著变化结果、气候因素与 NDVI 偏相关分析及显著水平, 以及多年残差变化趋势及显著水平将 NDVI 显著变化区域的影响因素分为 6 类见表 1。

表 1 NDVI 显著变化区域影响因素分类

驱动因子	NDVI 变化趋势 ( $P < 0.05$ )	NDVI 与气候 因子的相关性	NDVI 残差 变化趋势
气候和人类活动引起 NDVI 显著增加	+	$P < 0.05$	$P < 0.05$
气候因素引起 NDVI 显著增加	+	$P < 0.05$	$P > 0.05$
人类活动主导 NDVI 显著增加	+	$P > 0.05$	$P < 0.05$
气候和人类活动引起 NDVI 显著下降	-	$P < 0.05$	$P < 0.05$
气候因素引起 NDVI 显著下降	-	$P < 0.05$	$P > 0.05$
人类活动主导 NDVI 显著下降	-	$P > 0.05$	$P < 0.05$

## 2 结果与分析

### 2.1 长时序 NDVI 数据集构建

图 2a 为 2001—2015 年 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 月数据变化趋势。由图 2 可知, 2 种数据集整体波动趋势一致, 在反映区域内植被生长物候方面较为相似。在 2001 年和 2008 年, GIMMS NDVI 峰值较 MODIS NDVI 高, 其余年份 GIMMS NDVI 峰值均低于 MODIS NDVI, 2001—2015 年间 GIMMS NDVI 谷值均高于 MODIS NDVI。图 2b 为 2001—2015 年月平均数据年内变化情况, GIMMS NDVI 数据集与 MODIS NDVI 数据集在年内变化方面较为相似, 但在最大值和最小值出现的月份以及生

长季植被变化速率方面呈现差异。GIMMS NDVI 的峰值出现在 8 月, 谷值出现在 2 月; 而 MODIS NDVI 的峰值出现在 7 月, 谷值出现在 1 月, 相较于 GIMMS NDVI 整体推迟 1 月。在变化速率方面, GIMMS NDVI 2—4 月呈现缓慢的上升趋势, 5—8 月呈现明显增长趋势, 在 9—11 月呈现明显下降趋势, 12—翌年 2 月呈现缓慢下降趋势; MODIS NDVI 1—3 月呈现缓慢的上升趋势, 4—7 月呈现明显增长趋势, 8 月 NDVI 值与 7 月相差较小, 在 9—11 月呈现明显下降趋势, 12—翌年 1 月呈现缓慢下降趋势。4—10 月 2 种数据集数值差别较大, 其他月份数值差别较小。

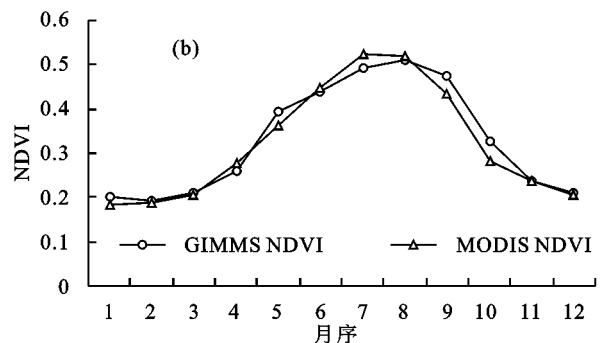
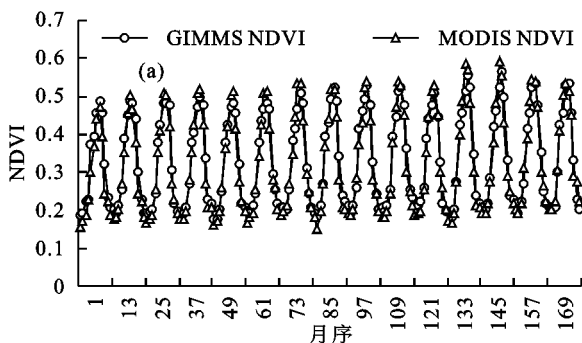


图 2 2000—2015 年 2 种数据集月 NDVI 变化趋势与月平均数据年内变化情况

基于像元尺度, 选取 2001—2008 年 4—10 月数据构建回归模型, 2009—2015 年 4—10 月数据进行模型验证。图 3 为 2009—2015 年 4—10 月 GIMMS NDVI 与 MODIS NDVI 以及 GIMMS NDVI 与修正后的 MODIS NDVI (GIMMS—MODIS NDVI) 拟合结果。由图 3 可知, GIMMS NDVI 与 MODIS NDVI 间的拟合优度  $R^2$  为 0.775 4, 均方根误差 RMSE 为 0.032 1, 偏差 Bias 为 0.001; GIMMS—MODIS NDVI 与 GIMMS NDVI 间的拟合优度  $R^2$  为 0.853 6, 均

方根误差 RMSE 为 0.018 3, 偏差 Bias 为 0.000 3。经过回归模型修正后的 MODIS NDVI 与 GIMMS NDVI 数据拟合效果更好。选取 1982—2015 年 4—10 月 GIMMS NDVI 数据构建回归模型, 对 2016—2019 年 MODIS NDVI 进行修正, 构建 1982—2019 年月 NDVI 序列。

### 2.2 NDVI 时空变化特征

1982—2019 年间黄河流域年均 NDVI 呈现显著增加趋势, 总体变化趋势为 0.002 4/a。1982—2005

年 NDVI 增长趋势较缓慢,2006—2019 年 NDVI 增长趋势较快(图 4)。

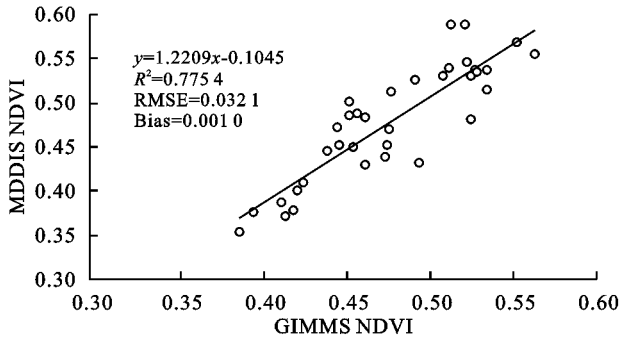


图 3 2009—2015 年月 MODIS NDVI 与 GIMMS NDVI 拟合情况

研究时段内 NDVI 在 0.49~0.64 波动,其中 1982 年最低(0.49),2018 年最高(0.64)。

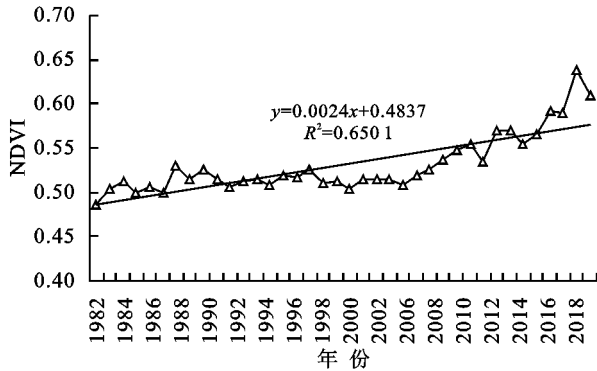
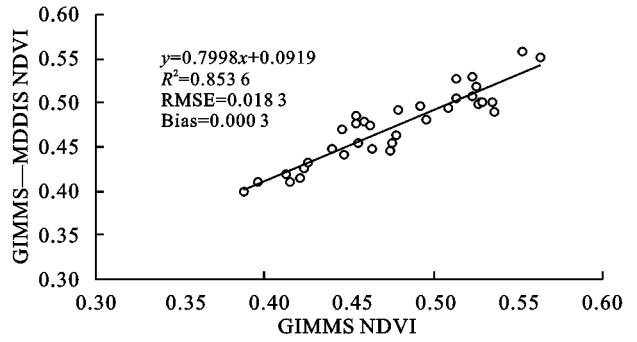


图 4 1982—2019 年年均 NDVI 时间变化趋势

黄河流域 NDVI 空间分布呈现出由南至北逐级递减的空间分布特征(图 1),东部和南部分布着青藏高原、黄土高原、汾河流域以及渭河流域,植被覆盖情况相对较好,而西部和北部分布着库布齐沙漠以及裸岩,植被覆盖情况较差。基于像元尺度计算黄河流域 1982—2019 年间 NDVI 变化斜率(图 5)显示,近 38 年间黄河流域 17.32% 的像元呈现减小趋势,82.68% 的像元呈现增加趋势,其中 75.99% 像元变化显著。空间特征总体呈现为高值区减少,低值区和中值区增加,呈现显著退化的区域主要分布在流域西部和南部,显著增加的区域主要分布在流域中部和北部区域。

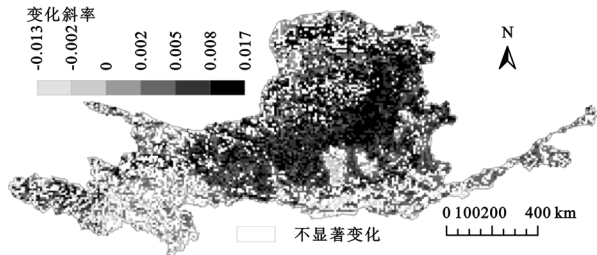


图 5 1982—2019 年年均 NDVI 变化趋势及显著性检验

### 2.3 NDVI 变化驱动因素分析

2.3.1 气候变化 38 年间黄河流域年降水量和平均气温均表现为增加趋势,气候呈现暖湿化特征。年均降水量增加趋势为 0.608 6 mm/a,年均气温增加趋势为 0.042 1 °C/a(图 6)。空间上,流域水热资源由南至北逐级递减,呈现东南多、西北少的特征。

图 7 为气候因素与 NDVI 相关性结果,在降水量

与 NDVI 偏相关计算中,偏相关系数均为正值,分布在 0.27~0.99,均值为 0.83,其中 99.67% 的像元通过显著性检验( $P < 0.05$ )。气温与 NDVI 间的相关系数分布在 -0.97~0.85,均值为 -0.24,76.59% 的像元呈现负相关,23.41% 的像元呈现正相关,53.53% 的像元通过显著性检验( $P < 0.05$ )。降水量与 NDVI 的关系主要表现为显著正相关,平均气温与 NDVI 的关系主要表现为显著负相关,降水量对 NDVI 的影响整体大于平均气温。空间上,降水量与流域整体表现为显著相关关系,且主要为正相关,其中在西部和中部地区相关性较其他区域高;气温与 NDVI 仅在中部和东部体现出显著负相关,其他区域相关性均不显著。

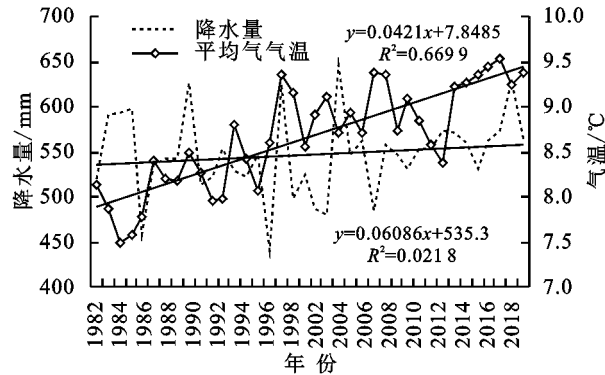


图 6 1982—2019 年降水量和气温年际变化趋势

2.3.2 人类活动 将气候变化和人类活动对 NDVI 的影响进行分离(图 8)显示,人类活动因素对 NDVI 变化的综合贡献度为 17.26%,气候因素对 NDVI 变化的综合贡献度为 82.74%,在 NDVI 变化影响因素中,气候变化占主导地位。空间上,2 种影响因素的综合贡献度呈现异质性,人类活动的综合贡献度由北至南逐级递减,最高区域分布在北部库布齐沙漠及西部部分区域,最低区域分布在西南部青藏高原,气候因素则相反。仅在流域西北部部分区域人类活动对 NDVI 变化影响程度较高,其他区域气候因素均占主导地位。

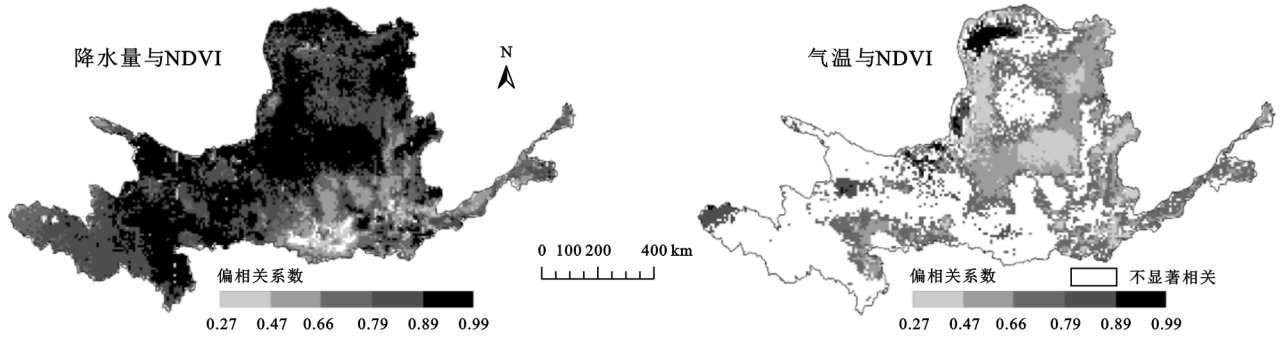


图 7 生长季气候因素与 NDVI 偏相关系数分布

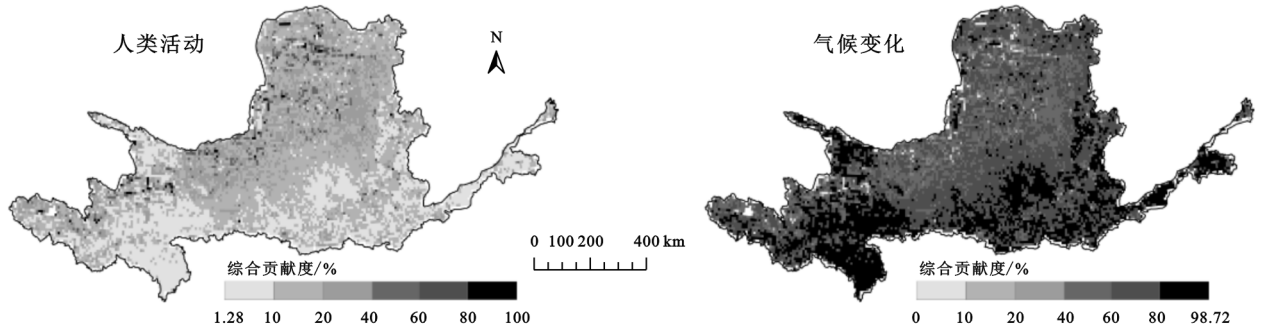


图 8 1982—2019 NDVI 影响因素变化趋势

38 年间人类活动的贡献度变化率为  $0.127/a$  ( $P < 0.05$ ), 气候因素的贡献度变化率为  $-0.136/a$  ( $P < 0.05$ ), 人类活动的影响逐渐增强, 而气候因素的影响逐渐减弱。空间上, 31.93% 的区域人类活动综合贡献度呈现减小趋势, 气候因素综合贡献度呈现增加趋势, 主要分布在流域东北部; 68.10% 的区域气候因素综合贡献度呈现减小趋势, 人类活动贡献度则呈现增加趋势, 主要分布在流域南部、西部和北部(图 9)。

2.3.3 NDVI 显著变化区域影响因素分区 基于气候因素与 NDVI 相关性分析及显著性检验结果, 黄河流域 99.98% 像元气候因素与 NDVI 呈现显著相关关系, 因此表 1 中人类活动主导 NDVI 显著增加、人类活动主导 NDVI 显著下降 2 类结果在本研究中不存在, 最终将 NDVI 显著变化区域影响因素分为 4

类, 分别为气候和人类活动引起 NDVI 显著增加, 气候因素引起 NDVI 显著增加, 气候和人类活动引起 NDVI 显著下降, 气候因素引起 NDVI 显著下降。图 10 表示 1982—2019 年黄河流域 NDVI 显著变化区域的影响因素分区, 气候因素主导的植被显著退化区域占 4.87%, 气候因素主导植被显著恢复的区域占 61.16%, 气候和人类活动因素主导的植被显著退化区域占 1.11%, 气候和人类活动因素主导的植被显著恢复区域占 32.86%。气候因素主导的植被显著恢复占比最多, 主要分布在流域中部和北部区域, 其次为气候和人类活动因素共同主导的植被显著恢复, 主要分布在流域的东南部, 其他区域零散分布, 气候因素和人类活动主导的植被显著退化的区域占比较小, 零星分布在流域西部和南部。

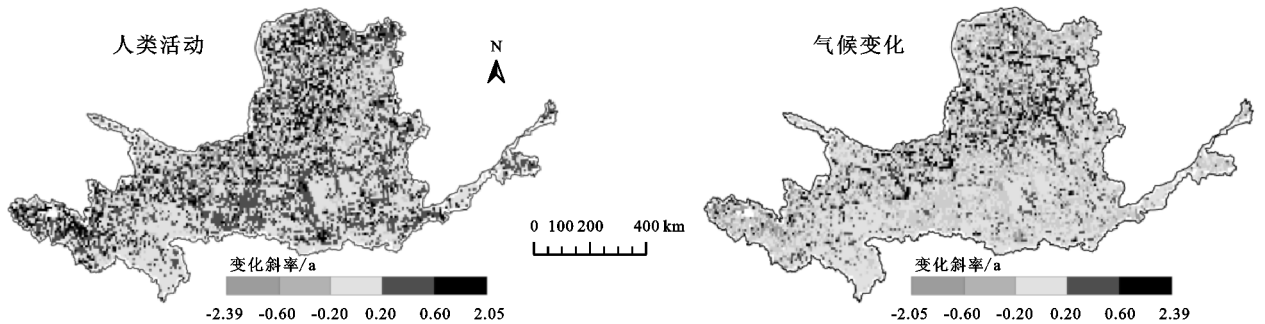


图 9 1982—2019 年人类活动和气候因素综合贡献度变化斜率

## 2.4 生态工程区植被变化分析

黄河流域主要分布三北防护林、黄河中游防护林、太行山绿化等生态建设工程区(图 1)。三北防护林体系建设工程被誉为“世界生态工程之最”, 工程始于 1978 年, 地跨东北、华北北部和西北大部分地区,

总面积  $449.37 \text{ km}^2$ , 占国土面积的 46.81%<sup>[27]</sup>。黄河中游防护林体系是国务院批准的又一项大型生态工程, 该工程在 2003 年 6 月正式启动, 一期工程完成后, 共完成造林  $47 \text{ km}^2$ , 造林栽植质量合格率达 92% 以上, 苗木质量合格率达到 100%。太行山绿化

工程建设时间为 1986—2050 年,工程建设范围主要分布在山西、河北、河南、北京等 4 省市的 110 个县,总面积 12 万 km<sup>2</sup>。

表 2 为生态建设工程区 NDVI 变化及影响因素贡献情况统计,3 个工程区植被均呈现增长趋势,且

增加趋势均高于流域平均值,说明生态建设工程区植被恢复明显;同时在工程区,残差值均为正,且研究时段内人类活动综合贡献度不断加强,说明生态建设工程的实施对区域植被覆盖有明显的改善作用,是区域植被恢复不可忽视的影响因素。

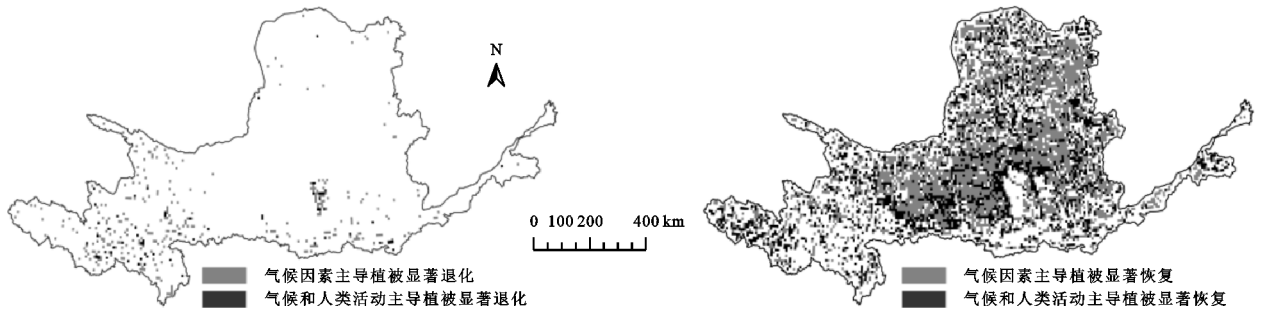


图 10 1982—2019 年黄河流域 NDVI 显著变化影响因素分区

表 2 黄河流域生态建设工程区 NDVI 变化及影响因素

生态建设工程	年均 NDVI	NDVI 变化斜率/a <sup>-1</sup>	残差值	气候因素贡献度/%	人类活动贡献度/%	人类活动贡献度变化斜率/a <sup>-1</sup>	气候因素主导 NDVI 显著增加区域占比/%	气候因素和人类活动因素共同主导 NDVI 显著增加区域占比/%
太行山绿化工程	0.672	0.004	0.0010	86.23	13.77	0.1102	65.7	34.5
黄河中游防护林	0.541	0.005	0.0033	83.55	16.45	0.0725	66.5	31.9
三北防护林	0.370	0.006	0.0034	77.26	22.74	0.1231	67.2	32.8

3 个生态建设工程区中,太行山绿化工程区植被覆盖情况最好,其次为黄河中游防护林区,三北防护林区植被覆盖情况最差。研究时段内,黄河中游防护林、三北防护林区 NDVI 均呈现显著增加趋势( $P < 0.05$ ),而太行山绿化工程区 NDVI 增加趋势不显著;在影响因素方面,人类活动对 3 个工程区植被均呈现正面影响,三北防护林区人类活动贡献度最高,其次为黄河中游防护林区,太行山绿化工程区人类活动贡献度最低。3 个工程区受气候变化主导的植被显著恢复区域面积均达到 60%,气候因素对生态建设工程区植被的影响较人类活动因素大,占据主导地位,但研究时段内人类活动贡献度不断上升。

### 3 讨论

由于地表及其变化在时空上所具有连续性和多尺度特征,长时间序列植被指数数据在监测植被及其所处环境变化中能把握更多时空细节。本研究选取 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 2 种数据集,借助基于像元的线性回归算法,构建 1982—2019 年 NDVI 数据集,旨在解决不同传感器数据在时空分辨率方面的差异,且通经过精度验证,回归模型修正后的 2 种数据拟合效果较好。使用此方法需将 250 m 分辨率 MODIS NDVI 数据重采样为 8 km,降低数据的空间分辨率,可能对结果精度造成影响。但本文以黄河流域为研究对象,反映较大尺度上的平均变化,突出整体变化的趋势性;另一方面,采用最大值合成法进行年、月 NDVI 的合成,可以尽可能减少混合像

元的干扰。

气候变化及人类活动共同作用是黄河流域植被覆盖变化的原因,气候因素占有主导地位。黄河流域大部分区域位于干旱半干旱区域,降水是影响区域自然植被最主要的限制因子。相关研究<sup>[32]</sup>结果表明,气候的湿润程度对 NDVI 的变化有较大影响,在干旱半干旱地区湿润程度高,则 NDVI 大,反之亦然。近些年降水量的增加使得气候趋于湿润,气候条件促进区域植被生长;同时,植被的增长与流域实施的一系列生态建设工程密不可分,2000 年黄河流域全面实施退耕还林(草)工程,工程实施使得区域生态环境、土地结构等条件得到改善。图 3 显示 2005 年后流域 NDVI 增长速率加快,这与生态工程的实施有关<sup>[33]</sup>。本研究中,仅将人类活动考虑为生态建设工程实施所带来的正面作用,而城市化进程加快、建设用地侵占林地、不合理的耕种方式等人类活动会给区域植被带来负面作用。在未来的研究中,将考虑多种因素,建立人类活动评估体系,深入分析人类活动对区域植被变化的影响作用。

植被对气候变化存在滞后效应,黄河流域自然地理条件复杂,不同地理条件、季节和不同植被类型对气候因素的滞后效应存在差别。张含玉等<sup>[34]</sup>研究表明,黄土高原地区 NDVI 与当月降水量的相关性较强,与气温的相关性较弱,植被对温度的响应存在 1 个月的滞后期;张颖等<sup>[35]</sup>研究表明,三江源地区草地覆盖与气温存在明显滞后,与降水量不存在滞后期。由于时滞间隔并没有

统一选取标准,且本文未考虑不同植被类型,不合理的时滞分析可能会引入更大的误差,因此在分析气候因素对植被影响时,忽略植被对气候变化的时滞效应。在后续研究中,将分不同时段、不同植被类型深入探讨植被对气候变化的时滞效应。

## 4 结论

(1)1982—2019 年间黄河流域 NDVI 呈现显著增加趋势,变化趋势为  $0.0024/a$  ( $P < 0.05$ )。空间上,黄河流域 NDVI 值呈现高值区减少、低值区和中值区增加的特征,其中 17.32% 的像元 NDVI 呈现减小趋势,82.68% 的像元 NDVI 呈现增加趋势。显著退化的区域主要分布在流域西部和南部等 NDVI 值较高的区域,显著增加的区域主要分布在流域中部和北部等 NDVI 值较低的区域。

(2)黄河流域降水量和气温与 NDVI 相关系数分别为 0.83 ( $P < 0.05$ ),  $-0.24$ , 植被对降水量的依赖性较强,这与流域位于半干旱干旱地区,水资源较为缺乏有关。空间上降水量与流域植被均呈现显著正相关,平均气温仅在中部和东部与植被呈现显著相关关系,其他区域相关性不显著。

(3)38 年间,气候因素对黄河流域 NDVI 变化的综合贡献度为 82.74%, 人类活动对 NDVI 变化的综合贡献度为 17.26%。气候因素主导黄河流域植被显著恢复的区域占比 61.16%, 气候和人类活动因素共同影响植被显著恢复区域占 32.86%。气候因素是黄河流域植被变化的主导因素,但人类活动因素在植被变化中占有重要地位,且影响程度逐渐加深。

(4)气候和人类活动综合作用下,生态建设工程区植被明显恢复。3 个工程区中,三北防护林工程区植被恢复最明显,其次是黄河中游防护林工程区,恢复最缓慢的是太行山绿化工程区。人类活动对工程区植被恢复呈现正面作用,且影响程度逐渐加深,说明生态工程带来的效益正在显现。

### 参考文献:

- [1] Piao S L, Fang J J Y, Zhou L M, et al. Variations in satellite-derived phenology in China's temperate vegetation[J]. *Global Change Biology*, 2006, 12(4): 672-685.
- [2] Liu T, Yang X J. Mapping vegetation in an urban area with stratified classification and multiple endmember spectral mixture analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 144(133): 251-264.
- [3] 王志杰. 延河流域植被与侵蚀产沙特征研究[D]. 陕西 杨凌: 中国科学院研究生院(教育部水土保持与生态环境研究中心), 2014.
- [4] Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change [J]. *Science*, 2013, 342(6160): 850-853.
- [5] Pinzon J, Tucker C. Non-Stationary 1981—2012 AVHRR NDVI3g time series[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(8): 6929-6960.
- [6] Rouse J W, Haas R H, Deering D W, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[R]. Texas: Remote Sensing Center, Texas A&M University, 1973: 75-76.
- [7] Lucht W, Prentice I C, Myneni R B, et al. Climatic control of the high-latitude vegetation greening trend and Pinatubo effect[J]. *Science*, 2002, 296(5573): 1687-1689.
- [8] Gottfried M, Pauli H, Futschik A, et al. Continent-wide response of mountain vegetation to climate change [J]. *Nature Climate Change*, 2012, 2: 111-115.
- [9] Park H, Jeong S J, Ho C H, et al. Nonlinear response of vegetation green-up to local temperature variations in temperate and boreal forests in the Northern Hemisphere [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 165(165): 100-108.
- [10] Fang J Y, Yu G R, Liu L L, et al. Climate change, human impacts, and carbon sequestration in China [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(16): 4015-4020.
- [11] Wang C, Gao Q, Wang X, et al. Spatially differentiated trends in urbanization, agricultural land abandonment and reclamation, and woodland recovery in northern China [J/OL]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1). <https://doi.org/10.1038/srep37658>.
- [12] 唐见, 曹慧群, 陈进. 生态保护工程和气候变化对长江源区植被变化的影响量化[J]. *地理学报*, 2019, 74(1): 76-86.
- [13] Jiang M C, Tian S F, Zheng Z J, et al. Human activity influences on vegetation cover changes in Beijing, China, from 2000 to 2015 [J/OL]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3). <https://doi.org/10.3390/rs9030271>.
- [14] Jin K, Wang F, Li P F. Responses of vegetation cover to environmental change in large cities of China [J/OL]. *Sustainability*, 2018, 10(1). <https://doi.org/10.3390/su10010270>.
- [15] Piao S L, Yin G D, Tan J G, et al. Detection and attribution of vegetation greening trend in China over the last 30 years [J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(4): 1601-1609.
- [16] Pan Y, Birdsey R A, Fang J, et al. A large and persistent carbon sink in the world's forests [J]. *Science*, 2011, 333(3333): 988-993.
- [17] Li Y, Piao S L, Li L Z X, et al. Divergent hydrological response to large-scale afforestation and vegetation greening in China [J/OL]. *Science Advances*, 2018, 4(5). DOI: 10.1126/sciadv.aar4182.
- [18] Piao S L, Wang X H, Park T, et al. Characteristics,



- drivers and feedbacks of global greening[J]. *Nature Reviews Earth and Environment*, 2020, 1:14-27.
- [19] Cao S X. Why large-scale afforestation efforts in China have failed to solve the desertification problem[J]. *Environmental Science and Technology*, 2008, 42 (6): 1826-1831.
- [20] Yan E P, Wang G X, Lin H, et al. Phenology-based classification of vegetation cover types in Northeast China using MODIS NDVI and EVI time series[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36 (2): 489-512.
- [21] 孙睿, 刘昌明, 朱启疆. 黄河流域植被覆盖度动态变化与降水的关系[J]. *地理学报*, 2001, 56(6): 667-672.
- [22] Kaufman Y J, Tanre D. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS[J]. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 261-270.
- [23] Gurung R B, Breidt F J, Dutin A, et al. Predicting Enhanced Vegetation Index (EVI) curves for ecosystem modeling applications[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(10): 2186-2193.
- [24] 陆大道, 孙东琪. 黄河流域的综合治理与可持续发展[J]. *地理学报*, 2019, 74(12): 2431-2436.
- [25] 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, 2(3): 204-210.
- [26] 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.
- [27] 贺振, 贺俊平. 近 32 年黄河流域植被覆盖时空演化遥感监测[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(2): 179-185.
- [28] Shi S Y, Yu J J, Wang F, et al. Quantitative contributions of climate change and human activities to vegetation changes over multiple time scales on the Loess Plateau [J/OL]. *Science of the Total Environment*, 2020, 755. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142419>.
- [29] Hu Y G, Li H, Wu D, et al. LAI-indicated vegetation dynamic in ecologically fragile region: A case study in the Three-North Shelter Forest program region of China [J/OL]. *Ecological Indicators*, 2021, 120. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106932>.
- [30] 杜加强, 赵晨曦, 贾尔恒·阿哈提, 等. 近 30 a 新疆月 NDVI 动态变化及其驱动因子分析[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(5): 172-181.
- [31] 田海静. 非气候因素引起的中国植被变化遥感诊断 [D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
- [32] Zhu Z C, Bi J, Pan Y Z, et al. Global data sets of vegetation Leaf Area Index (LAI)3g and Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR)3g derived from Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI3g) for the period 1981 to 2011 [J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 927-948.
- [33] 杨胜天, 刘昌明, 孙睿. 近 20 年来黄河流域植被覆盖变化分析[J]. *地理学报*, 2002, 57(6): 679-684.
- [34] 张含玉, 方怒放, 史志华. 黄土高原植被覆盖时空变化及其对气候因子的响应[J]. *生态学报*, 2016, 36(13): 3960-3968.
- [35] 张颖, 章超斌, 王钊齐, 等. 三江源 1982—2012 年草地植被覆盖度动态及其对气候变化的响应[J]. *草业科学*, 2017, 34(10): 1977-1990.
- (上接第 142 页)
- [21] 齐瑞, 杨永红, 陈宁, 等. 白龙江上游 5 种典型灌木林枯落物蓄积量及持水特性[J]. *水土保持学报*, 2016, 30(6): 123-127.
- [22] 庞梦丽, 朱辰光, 翟博超, 等. 河北省太行山区 3 种人工水土保持林枯落物及土壤水文效应[J]. *水土保持通报*, 2017, 37(1): 51-56.
- [23] 刘西刚, 王勇辉, 焦黎. 夏尔希里自然保护区典型植被土壤水源涵养功能探究[J]. *水土保持学报*, 2019, 33(3): 121-128.
- [24] 高儒学, 戴全厚, 甘艺贤, 等. 土石混合堆积体坡面土壤侵蚀研究进展[J]. *水土保持学报*, 2018, 32(6): 1-8, 39.
- [25] Wang J P, Zhuang P Z, Luan J Y, et al. Estimation of unsaturated hydraulic conductivity of granular soils from particle size parameters [J/OL]. *Water*, 2019, 11(9). <https://doi.org/10.3390/w11091826>.
- [26] 牛耀彬, 高照良, 齐星圆, 等. 不同工程堆积体坡面治理措施对土壤抗冲刷侵蚀能力的影响[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(2): 134-143.
- [27] 李叶鑫, 吕刚, 刁立夫, 等. 露天煤矿排土场不同植被类型持水能力评价[J]. *水土保持学报*, 2017, 31(5): 309-314, 320.
- [28] 罗佳, 田育新, 周小玲, 等. 湘西北小流域不同植被类型枯落物层持水特性研究[J]. *湖南林业科技*, 2018(45): 1-6.
- [29] 栾莉莉, 张光辉, 孙龙, 等. 黄土丘陵区典型植被枯落物持水性能空间变化特征[J]. *水土保持学报*, 2015, 29(3): 225-230.