

DOI: 10.20103/j.stxb.202309302121

杨鹏辉, 田佳, 张楠, 高雨珊, 冯雪娟, 杨灿灿, 彭道黎. 1990—2022 年黄河流域植被时空变化特征及未来趋势预测. 生态学报, 2024, 44(19): 8542–8553.
Yang P H, Tian J, Zhang N, Gao Y S, Feng X J, Yang C C, Peng D L. Characteristics of spatio-temporal changes and future trends forecast of vegetation cover in the Yellow River Basin from 1990 to 2022. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(19): 8542–8553.

1990—2022 年黄河流域植被时空变化特征及未来趋势预测

杨鹏辉¹, 田佳², 张楠¹, 高雨珊¹, 冯雪娟², 杨灿灿^{1,3}, 彭道黎^{1,*}

1 北京林业大学森林资源和环境管理国家林业和草原局重点实验室, 北京 100083

2 宁夏大学林业与草业学院, 银川 750021

3 滁州学院地理信息与旅游学院, 滁州 239000

摘要: 黄河流域生态环境脆弱, 是我国水土流失最严重的地区, 植被对该地区生态恢复和保护发挥重要作用。而以往研究对影响植被变化各驱动因素之间的协同效应及植被未来趋势预测的研究有限。利用像元二分模型反演了 1990—2022 年的植被覆盖度 (Fractional Vegetation Coverage; FVC), 结合趋势分析、重心迁移、转移矩阵和地理探测器等方法, 分析了植被覆盖度时空变化特征及驱动因素对植被影响的空间异质性; 并利用未来土地利用模拟 (FLUS) 模型预测了植被未来变化趋势。结果表明: (1) 30 年来流域植被覆盖度呈上升趋势, 空间上表现为东南高西北低的分布特征; 植被改善的面积占流域总面积的 47.17%, 流域中部地区植被恢复趋势明显。(2) 流域植被变化受降水、植被类型、土壤类型以及土地利用类型的影响较大; 同时研究揭示了影响 FVC 变化的驱动因子最适宜的范围和类型。(3) 2040 年黄河流域植被覆盖度呈上升趋势, 中部地区植被恢复趋势明显, 青海省部分地区植被有退化趋势。该研究结果为黄河流域生态保护和恢复提供科学依据。

关键词: 植被覆盖度; 变化监测; 驱动分析; FLUS 模型; 黄河流域

Characteristics of spatio-temporal changes and future trends forecast of vegetation cover in the Yellow River Basin from 1990 to 2022

YANG Penghui¹, TIAN Jia², ZHANG Nan¹, GAO Yushan¹, FENG Xuejuan², YANG Cancan^{1,3}, PENG Daoli^{1,*}

1 State Forestry and Grassland Administration Key Laboratory of Forest Resources and Environmental Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 School of Forestry and Grassland, Ningxia University, Yinchuan 750021, China

3 School of Geographic Information and Tourism, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China

Abstract: The Yellow River Basin has a fragile ecological environment and is the most serious area of soil erosion in China. The vegetation plays an important role in the ecological restoration and protection of the region. Previous studies have been limited in examining the synergies between the drivers affecting vegetation change and the prediction of future trends. In this study, we used the dimidiate pixel model to invert the vegetation cover (FVC) from 1990 to 2022. Combining the methods of trend analysis, center of gravity migration, transfer matrix, and geodetector to analyze the spatial and temporal change characteristics of vegetation cover and the spatial heterogeneity of the influence of drivers on vegetation cover. The Future Land Use Simulation (FLUS) model was also used to predict future trends in vegetation. The results showed that: (1) the vegetation cover showed an upward trend over the past 30 years. The spatial distribution was characterized by high in the

基金项目: “十四五”国家重点研发计划 (2023YFD2200403); 中国国土勘测规划院招投标项目 (GXTC-A-19070081); 国家自然科学基金 (31960330)

收稿日期: 2023-09-30; **网络出版日期:** 2024-07-21

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: dlpeng@bjfu.edu.cn

southeast and low in the northwest. The area with improved vegetation accounted for 47.17% of the total area of the watershed, and the trend of vegetation restoration in the central part of the watershed was obvious. (2) Vegetation change in the watershed was strongly influenced by precipitation, vegetation type, soil type, and land use type. Meanwhile, we revealed the most suitable range and type of driving factors affecting FVC changes. (3) The vegetation cover of the Yellow River Basin in 2040 will show an upward trend. The trend of vegetation is obvious recovery in the central area, and the vegetation has a trend of degradation in some areas of Qinghai Province. The results of the study provide a scientific basis for the ecological protection and restoration of the Yellow River Basin.

Key Words: fractional vegetation cover; change monitoring; driving analysis; FLUS model; Yellow River Basin

植被是地球生态系统最重要的组成部分,它将大气层、水体、土壤和生物界紧密联系在一起^[1]。对于干旱半干旱地区,植被在水土保持、防风固沙、环境改善^[2-3]等方面发挥着不可替代的作用。植被覆盖度(Fractional Vegetation Coverage, FVC)是指植被在生长区域内的垂直投影面积占区域总面积的百分比;通常被用作反映地表植被衰退等各种生态环境问题的“指示器”,一定程度上可以评估区域生态环境的变化情况^[4-5]。因此,监测干旱半干旱区植被时空变化及驱动机制并预测未来变化趋势,对该地区生态环境恢复及可持续发展提供重要的理论指导。

近年来,随着卫星遥感技术的发展,植被覆盖度的研究取得了显著的进展^[6],众多学者对我国干旱半干旱地区植被时空变化特征及影响因子等方面进行了众多研究。刘静等^[7]基于 Pearson 相关分析、多元线性回归模型等方法对黄土高原植被覆盖度时空变化特征及植被与气候因子之间的线性关系进行了研究。王晓蕾等^[8]利用 Google Earth Engine(GEE)云计算平台通过像元二分模型反演 1999—2019 年黄河流域植被覆盖度,并就其影响因素进行了分析。李雪银等^[9]通过最大值合成及趋势分析等方法探究了黄河流域 1982—2021 年植被覆盖空间格局,并采用二元线性回归分析和残差分析,探讨了黄河流域植被覆盖的主要影响因素。奎国嫻等^[10]利用 Hurst 指数对内蒙古草原区植被覆盖度的稳定性、空间分布和未来演变趋势进行了研究。上述大多数研究者假设植被与驱动因子之间存在线性关系,集中运用相关分析等方法研究降水与气温等气候因素对植被的影响,但植被生长对环境变化的影响并不完全符合标准的线性关系^[11-13]。地理探测器是一种通过检测空间异质性来识别驱动力的空间统计方法,其可以探测 FVC 的空间分异性,分析植被与影响因素之间非线性关系,并揭示各个影响因素之间的协同作用,解决了传统分析方法存在的不足之处^[14]。同时关于植被未来变化趋势的研究,上述研究多采用 Hurst 指数研究植被未来演变趋势与前一段时间是否相同,没有考虑环境及人类活动对植被未来时空变化的影响。中山大学地理模拟团队提出的 FLUS 模型是目前模拟和预测土地利用变化较为完善的系统,其可以通过耦合自然和人类活动的综合影响预测多尺度土地利用变化^[15]。目前 FLUS 模型主要用于土地利用变化的模拟和预测,对植被变化的预测研究较少,但植被也是地表覆盖的一种用地类型,植被覆盖度的动态变化本质也是土地利用的动态变化,因此可以用 FLUS 模型来预测未来一段时间内植被空间变化趋势。

黄河流域横跨干旱、半干旱及半湿润气候带,是我国北方重要的生态安全屏障,也是水土流失最严重的区域,植被生长状况对该地区水土保持及生态恢复具有重要的作用^[16]。针对传统统计方法无法探讨各个影响因素之间的协同作用及植被未来变化趋势缺少环境及人类活动的影响等问题,本研究基于 Landsat 影像集、气候、地形地貌、植被类型及人类活动数据,结合趋势分析、重心迁移以及转移矩阵等方法,分析了 1990—2022 年黄河流域植被时空变化特征;同时利用地理探测器探讨各个驱动因子之间的协同作用,确定了促进该流域植被生长的因子最适宜的范围和类型;并基于 FLUS 模型预测了植被未来变化趋势,有助于更全面地理解和掌握流域内生态环境的动态演变,从而对流域生态环境保护、人类活动管控、自然灾害防治等提供有效参考。

1 研究区概况

黄河流域(32°N—42°N, 96°E—119°E)横跨青藏高原、黄土高原、内蒙古高原和黄淮海平原,面积为 7.95

$\times 10^5 \text{ km}^2$ ^[17]。由于受到季风环流的影响,流域内年均降水量空间分布不均匀,东部地区年均降水量约为 1100 mm,北部的干旱地区年均降水量约为 140 mm^[18]。流域境内植被类型因气候和地形的差异而异,东部地区以森林、灌木为主,而西部和北部地区以草原和沙漠植被为主。土地利用类型主要为草地、农田和林地^[19](图 1)。

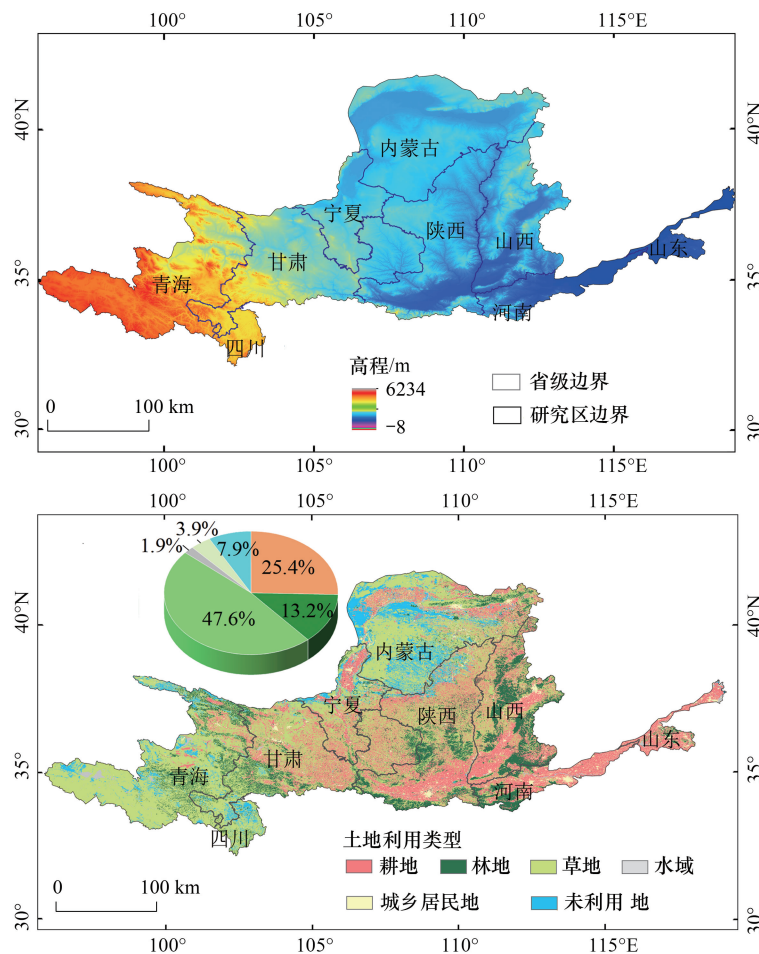


图 1 研究区概况

Fig.1 Overview of the study area

2 数据与方法

2.1 数据来源及预处理

遥感数据:本研究使用 Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/>) 平台提供的空间分辨率为 30 m、时间分辨率为 16 d 的 Landsat 5/7/8/9 影像集作为反演黄河流域植被覆盖的数据源,该数据集已经过辐射校正、大气校正和几何校正。并利用源于国家青藏高原科学数据中心 (<https://data.tpdc.ac.cn/>) 的中国区域 250 m 植被覆盖数据集(2000—2022)进行精度验证。

驱动因子数据:气候及人类活动数据均来源于中国科学院资源环境科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn/>)。气候因素包括年均降水量、年均温度、相对湿度、年均蒸发量和日照时数;人类活动数据包括人口密度、国内生产总值、夜间灯光强度和土地利用类型。地形数据来源于 Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/>) 平台上提供的空间分辨率为 30 m 的 SRTM 数据,对该数据进行表面分析,得到高程、坡度、坡向数据。为了后续研究的方便,所有驱动因子的空间分辨率均重采样至 1 km。

2.2 研究方法

2.2.1 基于 NDVI 的像元二分模型

研究基于 GEE 云平台利用像元二分模型通过归一化植被指数 (NDVI) 反演 1990—2022 年植被覆盖度 (FVC)。计算公式如下:

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

式中: $NDVI_{veg}$ 表示有植被覆盖时的 NDVI 值, $NDVI_{soil}$ 表示无植被覆盖时裸土的 NDVI 值。但遥感噪声会对 NDVI 值造成异常;为消除 NDVI 异常值的影响,本文选取 NDVI 像元累计百分比为 5%—95% 为置信度区间,即 $NDVI_{veg}$ 为累计像元百分比为 95% 时所对应的 NDVI 数值, $NDVI_{soil}$ 为累计像元百分比为 5% 时所对应的 NDVI 数值;然后利用像元二分模型公式求算植被覆盖度。同时为更直观地分析植被变化,根据研究区植被真实状况将 1990—2022 年 FVC 平均值分为 5 个等级^[16](表 1)。

表 1 研究区植被覆盖度分类

Table 1 Classification of vegetation coverage in the study area

序号 Number	植被覆盖度范围 Vegetation coverage range	植被覆盖度类型 Vegetation coverage type	序号 Number	植被覆盖度范围 Vegetation coverage range	植被覆盖度类型 Vegetation coverage type
1	0—0.30	低等级植被覆盖度	4	0.60—0.75	中高等级植被覆盖度
2	0.30—0.45	中低等级植被覆盖度	5	0.75—1.00	高等级植被覆盖度
3	0.45—0.60	中等级植被覆盖度			

2.2.2 趋势分析

本研究在像元尺度上基于一元线性回归分析法获取年份与 FVC 之间的斜率,研究黄河流域 1990—2022 年植被年际变化趋势。计算公式如下:

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

式中, Slope 为斜率变化趋势, Slope > 0 代表该区域植被随时间变化呈现增加趋势, 反之则表明在研究时序中植被呈减少趋势。 n 是研究时间序列的长度, X_i 表示第 i 年的 FVC 平均值。

2.2.3 重心迁移模型

研究区内植被空间聚集特征可用重心迁移模型来反映^[20]。其具体计算公式如下:

$$X_t = \sum_{i=1}^n (C_{ti} \times X_i) / \sum_{i=1}^n C_{ti} \quad (3)$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^n (C_{ti} \times Y_i) / \sum_{i=1}^n C_{ti} \quad (4)$$

$$D = \sqrt{\Delta X_t^2 + \Delta Y_t^2} \quad (5)$$

式中: X_t 、 Y_t 为第 t 年某等级植被重心的经纬度坐标 (°); X_i 、 Y_i 为第 t 年该等级植被第 i 个栅格的几何中心坐标 (°); C_{ti} 为第 t 年该等级植被第 i 个栅格的面积 (km^2); n 为第 t 年该等级植被的栅格数; D 为迁移距离; ΔX_t 、 ΔY_t 分别为第 t 年该等级植被重心的经度、纬度变化 (°)^[20]。

2.2.4 地理探测器

地理探测器 (Geodetector.cn) 可以定量分析影响 FVC 空间变化的主要驱动因子以及不同驱动因子之间协同作用^[21]。因子探测: 探测各个因子对 FVC 空间变化解释力度的大小。交互探测: 识别不同因子之间的协同作用。风险探测: 用于计算某一个影响因子在不同子区域中的 FVC 均值, 可以确定影响因子最适宜的范围

或者类型。

(1) 驱动因子选择:本研究从气候、地形、地貌、植被以及人类活动五个方面选取了 15 个影响植被变化的主要因子,如表 2 所示。

表 2 驱动因子对照信息
Table 2 Control information of driving factors

类型 Type	因子 Factor	评价指标 Evaluation index	数据来源 Data source
气候 Climate	X1	降水量/mm	中国科学院资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
	X2	温度/℃	
	X3	相对湿度/%	
	X4	日照时数/h	
	X5	蒸发量/mm	
地形 Terrain	X6	高程/m	Google Earth Engine (https://earthengine.google.com/)
	X7	坡度/°	
	X8	坡向	
地貌 Physiognomy	X9	地貌类型	中国科学院资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
土壤 Soil	X10	土壤类型	中国科学院资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
植被 Vegetation	X11	植被类型	地理遥感生态网 (http://www.gisrs.cn/)
人为因子 Anthropogenic factor	X12	人口密度/(人/km ²)	中国科学院资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
	X13	国内生产总值/(万元/km ²)	
	X14	夜间灯光强度	
	X15	土地利用类型	

(2) 信息提取:进行地理探测器时需对驱动因子进行离散化处理,因此本研究对坡向、地貌类型、土壤类型、植被类型以及土地利用类型按照实际研究分类,其余因子根据自然断点法分为 12 类。为完成驱动因子的后续分析,将 FVC 数据及所有影响因子均重采样至 1 km,然后使用 ArcGIS 10.8 软件中的渔网功能以采样间距为 10 km 将影响因子的栅格数据提取到点,共创建采样点 7786 个,定量分析不同因子与 FVC 之间的关系。

2.2.5 FLUS 模型

FLUS 模型引入人工神经网络算法(ANN),通过耦合自然因素和人类活动的影响,可以从空间上描述 FVC 未来变化趋势^[22-23]。主要包含 3 个步骤:

(1) 计算适宜性概率:以自然因素(降水、温度、相对湿度、日照时数、蒸发量、坡度、高程、植被类型、地貌类型)和社会经济因素(土地利用类型)等各类驱动因子和 FVC 数据作为基础数据,采用神经网络算法(ANN)来训练各个等级植被覆盖度的适宜性概率文件。

(2) 设置邻域权重因子和转移成本矩阵:在模型中首先输入适宜性概率数据和约束植被变化的因素,然后设置迭代次数、植被覆盖转移矩阵和领域权重因子,运行元胞自动机。植被覆盖转移矩阵表示不同级别的植被覆盖之间相互转化的可能性。当其可以相互转化时,矩阵值设为 1,反之设置为 0。本研究依据黄河流域植被的实际情况,允许各等级植被覆盖度之间均可以相互转化,即各等级植被覆盖度的成本矩阵均设置为 1。领域权重因子的范围为 0—1,越接近 1 表示该植被覆盖等级转换能力差,越不容易向其他植被覆盖等级转换。若邻域权重参数越接近 0,表示该植被覆盖等级转换能力强,越容易向其他植被覆盖等级转换。

(3) 模拟精度验证:选取 2000、2005、2010、2015 年的植被覆盖度数据和驱动因子数据分别模拟 2020 年的植被覆盖度;并对模拟得到的 2020 年 FVC 数据与同年实际的植被覆盖度数据进行 Kappa 检验来验证模型的预测性能。然后利用 2020 年 FVC 及驱动因子预测 2040 年黄河流域各等级植被覆盖空间变化。Kappa 系数的计算公式如下:

$$\text{Kappa} = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \tag{6}$$

式中: P_0 为该等级植被覆盖度被正确模拟的比例; P_e 为在随机情况下该等级植被正确模拟比例的期望值。Kappa 系数的取值范围为 0—1,在理想状态下,Kappa 系数应当为 1,Kappa 系数越接近 1 表明模拟结果越精确。当 Kappa 系数大于 0.6 时,说明该模型总体性能良好,可以用来预测植被未来变化趋势^[22]。

3 结果与分析

3.1 黄河流域 FVC 时空变化分析

本研究基于 GEE 云计算平台利用像元二分法反演 1990—2022 年黄河流域植被覆盖度,并利用国家青藏高原科学数据中心的 250 m 植被覆盖度数据集对本研究的结果进行精度验证。利用 ArcGIS 10.8 软件,随机选择 7000 个点进行精度验证,其 R^2 为 0.99,说明基于 GEE 平台的像元二分模型反演 FVC 的结果具有一定的可靠性;该数据集时间跨度较长、空间分辨率较高,可以得到 1999 年退耕还林前后植被变化情况。图 2 为黄河流域 33 年间 FVC 的年际变化趋势。结果表明 1990—2022 年黄河流域 FVC 整体呈现波动上升趋势,提升趋势为 0.02/10a。从 1999 年开始,植被增加趋势明显,33 年间植被覆盖率增加了 20%;其中低等级植被减少了 13%,中低等级植被和中等等级植被面积基本保持不变,中高等级植被面积增加 5%,说明 30 年来黄河流域植被覆盖呈上升趋势。

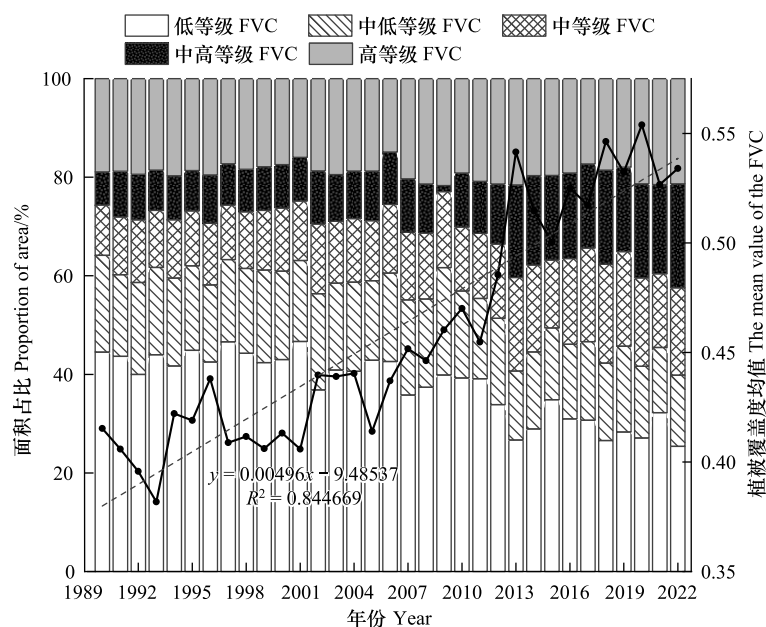


图 2 1990—2022 年黄河流域 FVC 均值及不同等级面积占比

Fig.2 The mean value and the proportion of different grades of FVC in the Yellow River Basin from 1990 to 2022

FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation coverage

1990—2022 年黄河流域年均植被覆盖度如图 3 所示。结果表明:30 年以来黄河流域植被覆盖度空间分布明显,总体上呈现由东南向西北递减的分布特征,流域西北部地区以低等级植被覆盖度为主,东南部地区以中高等级植被覆盖为主。同时基于重心迁移模型统计各个等级植被覆盖度的重心坐标(图 3),并根据重心坐标计算各等级 FVC 重心变化轨迹(图 4),从空间上描述各等级 FVC 分布情况。结果表明:低等级植被覆盖、中低等级植被覆盖以及中等等级植被覆盖区域的重心主要位于黄河流域的西北部地区,30 年来植被覆盖度重心均存在向西北方向迁移的趋势,直线迁移距离分别为 47.93 km、37.56 km、55.91 km。中高等级植被覆盖和高等级植被覆盖区域的重心主要集中在黄河流域的南部地区(甘肃省东南部);其中,中高等级植被覆盖度的重心存在向东北迁移的趋势,其直线迁移距离为 48.03 km;而高等级植被覆盖的重心在 1990—2000 年先向西北方向迁移了 78.89 km,2000—2022 年向东南方向迁移了 58.51 km。研究结果说明黄河流域东南部植被覆

盖度呈恢复趋势,但西北部部分地区植被有退化趋势。

3.2 植被覆盖度变化趋势分析

利用趋势分析法基于像元尺度分析近 30 年来 FVC 变化趋势(图 5),并将黄河流域 FVC 变化趋势分为明显退化($\text{slope} \leq 0, P \leq 0.01$)、轻微退化($\text{slope} \leq 0, 0.01 < P \leq 0.05$)、基本稳定($P > 0.05$)、轻微改善($\text{slope} > 0, 0.01 < P \leq 0.05$)和明显改善($\text{slope} > 0, P \leq 0.01$)5 个等级^[4]。结果显示:33 年 FVC 改善的面积占整个流域的 47.1%,其中轻微改善的面积占比 31.2%,主要位于流域西部和西北部,如宁夏北部以及内蒙古的鄂尔多斯市,分布比较零散;明显改善的面积为 15.9%,位于黄河流域中部的黄土高原地区,其中榆林市、延安市以及银川市的植被改善趋势明显。显著退化和轻微改善的面积为 19.6%,位于黄河流域的西部青海省的部分地区。基本

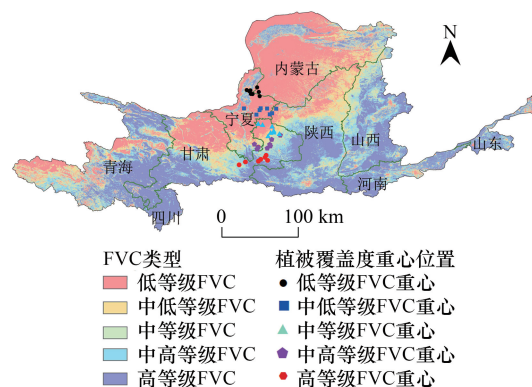


图 3 各等级 FVC 重心空间分布

Fig.3 The spatial distribution of the center of gravity of each FVC

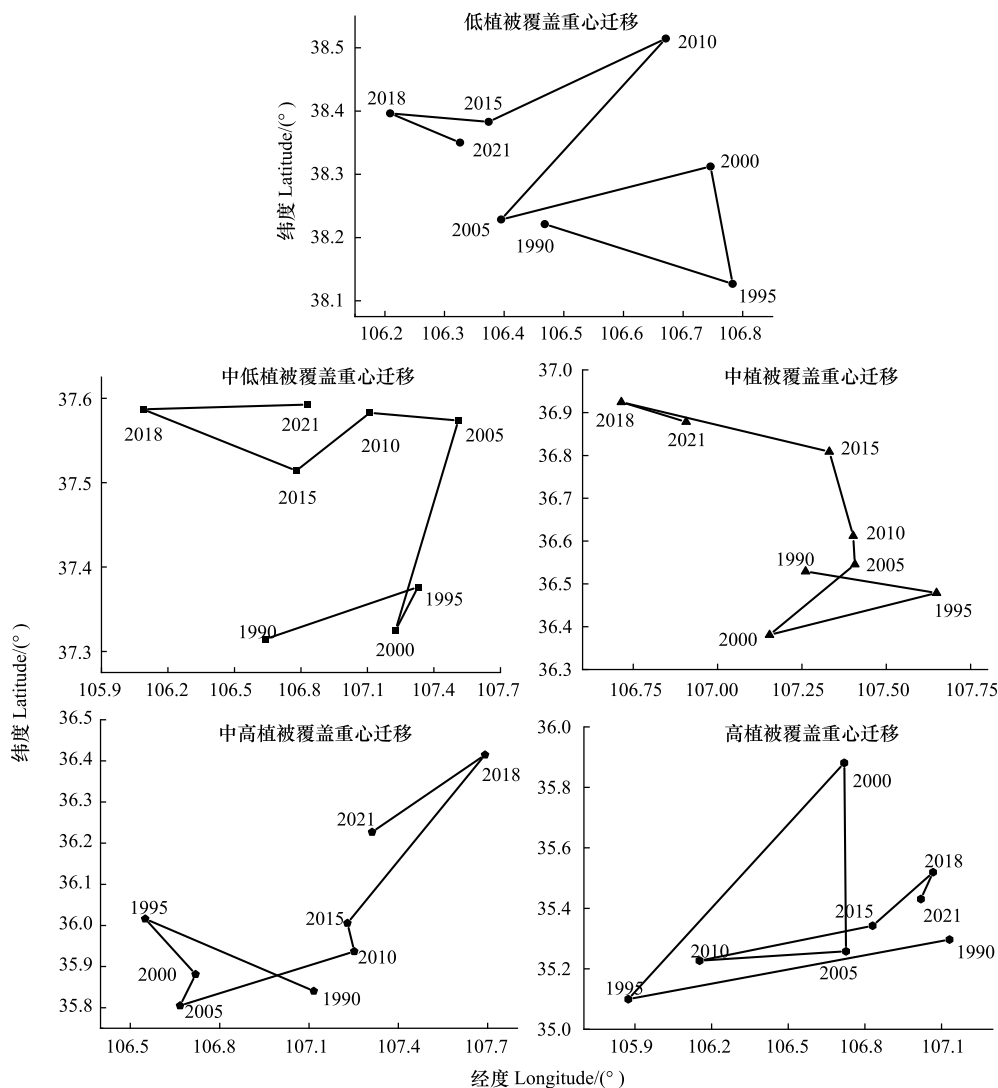


图 4 各等级 FVC 重心变化轨迹

Fig.4 The trajectory of the center of gravity change of FVC for each grade

不变的区域面积占比为 33.3%,主要位于关中平原、宁夏平原以及黄河源区。总体来说,30 年间,黄河流域植被有明显的恢复趋势,其中流域中部黄土高原地区改善趋势尤为明显。

图 6 为 1990—2022 年不同等级植被覆盖度之间的转移情况。由图 6 可知:黄河流域低等级植被覆盖和高等级植被覆盖度比较稳定,几乎不发生转移。而中低等级植被覆盖主要向中等级植被覆盖和中高等级植被覆盖转移,其转移比例分别为 37% 和 23%;中等级植被覆盖转移最明显,其转移为中高等级植被覆盖以及高等级植被覆盖的比例分别为 40% 和 23%;中高等级植被覆盖向高等级植被覆盖转移的比例为 52%;表明该段时间内黄河流域整体植被覆盖度呈上升趋势,生态环境得到较大改善。

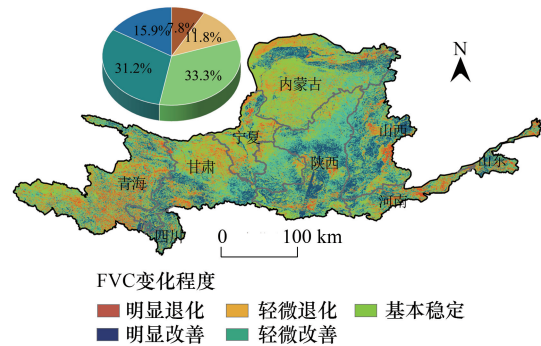


图 5 1990—2022 年黄河流域 FVC 变化趋势

Fig.5 The trend of FVC in the Yellow River Basin from 1990 to 2022

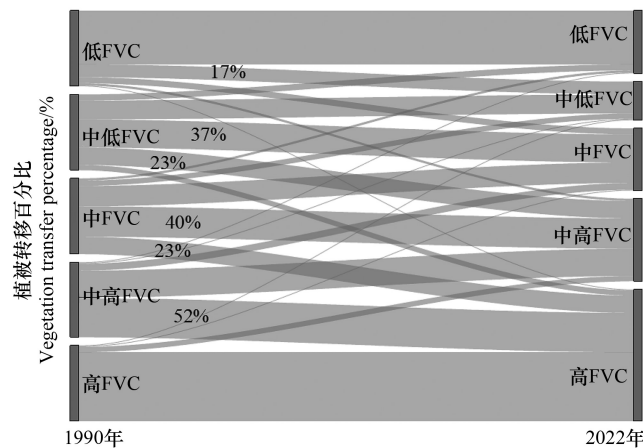


图 6 不同等级植被覆盖转移情况

Fig.6 Different levels of vegetation cover transfer

3.3 植被 FVC 驱动力分析

3.3.1 探测因子影响力分析

因子探测器的 q 值(解释力)可以揭示各因子对 FVC 的影响程度(图 7)。各因子对 FVC 的影响程度由高到低依次为:降水>相对湿度>植被类型>土地利用类型>土壤类型>蒸发量>温度>日照时数>高程>地貌>坡度>人口密度>GDP>夜间灯光>坡向。其中,年均降水量的 q 值最大(0.55),其次为相对湿度(0.48)和植被类型(0.41),它们对 FVC 变化的解释力均在 40% 以上;土地利用类型以及土壤类型对 FVC 变化的解释力在 30%—40% 之间。气温、蒸发量、日照时数、高程、坡度以及地貌类型对 FVC 变化的解释力均在 10%—20% 之间,研究表明黄河流域植被变化受自然因子的影响较大。而坡向、人口密度、GDP 以及夜间灯光的单个影响力较弱,其解释力均小于 10%,几乎对研究区的 FVC 变

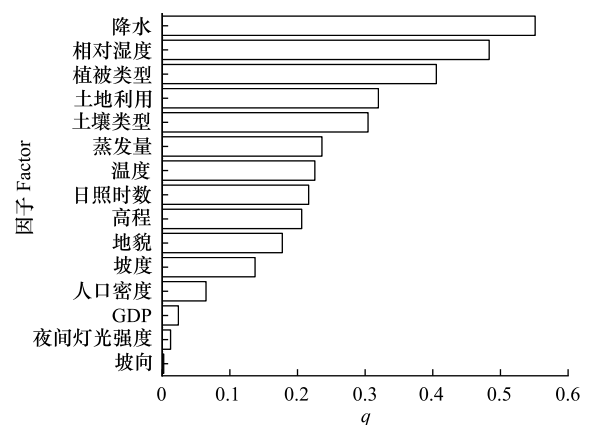


图 7 驱动因子重要性排序

Fig.7 Ranking of importance of the drivers

化不产生影响,但当这些因子与其他因子相结合时,会对植被变化产生一定影响。

3.3.2 驱动因子交互作用

交互探测器用于评价两个因子协同作用时对流域内 FVC 的影响。根据交互探测器计算的结果(图 8),任何两个驱动因子之间的协同作用都强于单个因子对植被生长的作用。年均降水量与其他因子的交互作用最强, q 值均在 0.55 以上,其中年降水量与土地利用类型交互作用的 q 值最大(0.69),这与土壤的保水保肥特性和植被的生长条件有关。人为因子与气候、地形等因子的交互作用影响力较大,其中土地利用类型与气候、地形因子的交互作用在 0.30—0.70 之间,进一步说明 FVC 的变化是自然条件与人类活动共同作用的结果。

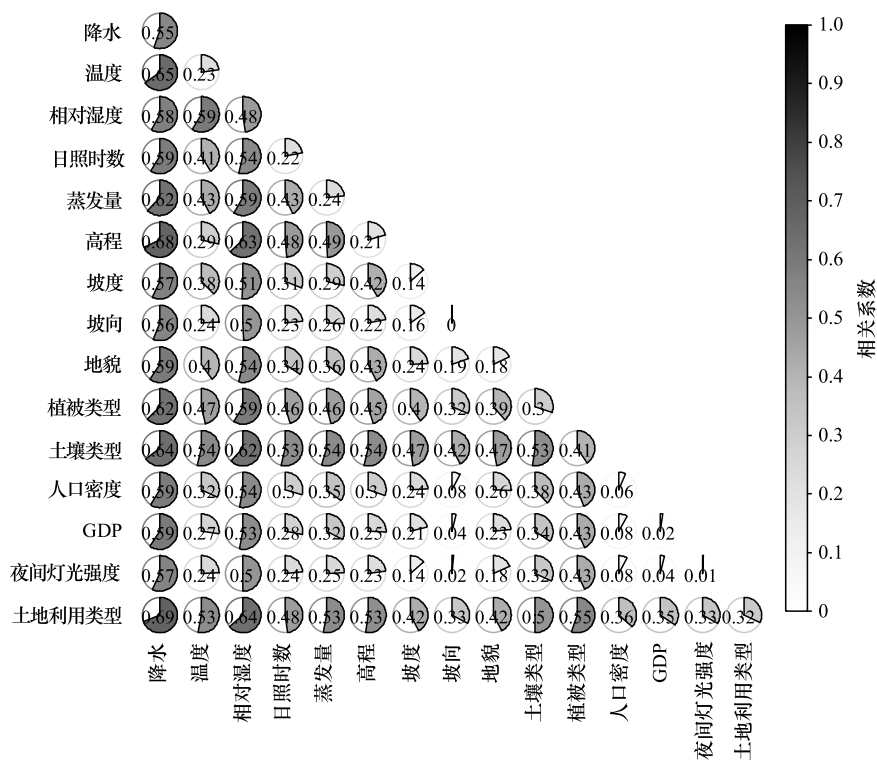


图 8 各因子之间交互作用探测

Fig.8 Interaction detection between factors

3.3.3 探测因子适宜性分析

基于风险探测器可以确定有利于流域内植被生长的因子范围或类型(表 3)。结果表明:随着年均降水量、相对湿度的增长 FVC 有明显的上升趋势,说明年降水量、相对湿度对该地区植被变化的影响较大;气温、蒸发量等自然因子对 FVC 的影响呈现先增加后降低的趋势(图 9)。当研究区海拔在 3135—3598 时,年均 FVC 达到最大值(0.85)。年均 FVC 随着坡度和坡向的波动而变化,当坡度为 15.70—20.10,坡向为阴坡时植被生长状况较好。流域内植被生长最适宜的地貌类型为中起伏山地,土壤类型为淋溶土,植被类型为栽培植被。在人为因素方面,随着人口密度和 GDP 的持续增长,FVC 均值呈现先升高后下降的趋势,这表明适度的人类活动对植被具有促进作用,但过度的人为活动会对植被产生负面影响。

3.4 黄河流域植被未来变化趋势预测

本研究基于 FLUS 模型预测了 2040 年黄河流域植被覆盖度时空变化规律。用 2000、2005、2010 及 2015 年的数据分别模拟了 2020 年黄河流域植被覆盖度,其 Kappa 系数分别为 0.81、0.79、0.75、0.76,说明预测模型总体性能良好,可以用来模拟黄河流域未来植被空间变化趋势。2040 年黄河流域植被空间变化趋势如图 10 所示,结果表明 2040 年低等级植被覆盖度区域占流域总面积的 21%,相比于 2020 年减少了 5%,说明流域未

来低等级植被覆盖度有减少的趋势。2040 年中低等级植被覆盖度、中等级植被覆盖度及中高等级植被覆盖度分别占该流域总面积的 12%、17%、14%,与 2020 年相比,其植被覆盖度基本处于稳定状态。2040 年高等级植被覆盖度占流域总面积的 35%,与 2020 年相比,该等级植被覆盖度增加了 7%,表明未来一段时间黄河流域植被呈增加趋势,其中流域中部、陕西省南部及内蒙古部分地区植被恢复趋势明显。

表 3 因子适宜范围或类型(置信水平为 95%)

Table 3 Appropriate range or type of factors (95% confidence level)

因子 Factor	评价指标 Evaluation index	适宜范围或类型 Suitable range/type	植被覆盖度 Vegetation coverage
X1	降水量/mm	988—1100	0.88
X2	温度/℃	-0.07—1.70	0.88
X3	相对湿度/%	75—85	0.94
X4	日照时数/h	1891—2027	0.80
X5	蒸发量/mm	696—786	0.86
X6	高程/m	3135—3598	0.85
X7	坡度/°	16.50—19.30	0.77
X8	坡向	北(0—22.50)	0.61
X9	地貌类型	中起伏山地	0.78
X10	土壤类型	淋溶土	0.91
X11	植被类型	栽培植被	0.86
X12	人口密度/(人/km ²)	492—781	0.73
X13	国内生产总值/(万元/km ²)	3357—6525	0.69
X14	夜间灯光强度	0.16—4.70	0.60
X15	土地利用类型	林地	0.89

4 讨论

4.1 FVC 时空变化及驱动力分析

分析了 1990—2022 年黄河流域植被动态变化特征。结果显示 2000 年植被呈现明显的上升趋势,这与 2000 年以来我国在黄河流域实施的一系列生态保护工程有关^[24],如退耕还林还草^[25]、禁止放牧等生态修复项目的实施促进该段时间植被的生长;而 2014 年植被呈下降趋势,可能与 2014 年黄河流域降水量减少,发生了罕见性的全流域干旱,使该段时间内植被覆盖度下降。由于受气候、地形地貌和人类活动的综合作用,未来流域中部及东南部植被呈恢复趋势,而西北部植被有退化趋势,这是因为流域中部为黄土高原地区,我国在该地区实施了大量的植被恢复工程,使流域中部植被呈增加趋势,同时流域东部和南部地区气候适宜,降水量丰富,适宜植被生长,而深居内陆的西北部生态环境脆弱,

容易发生土地退化和荒漠化,植被覆盖处于较低水平^[26—28]。结合黄河流域植被驱动力分析及未来趋势预测,对黄河流域植被恢复提供了一些建设性建议:黄河流域地势起伏显著,西北多以荒漠为主,降水量较少且蒸发量大,对于该地区可以考虑增加人工降雨的次数,同时栽种一些耐旱作物,解决土壤干旱及荒漠化等问题;流域中部的黄土高原地区人类活动较多,同时分布着大量的农田,应考虑栽种大豆、小麦等生长周期较快

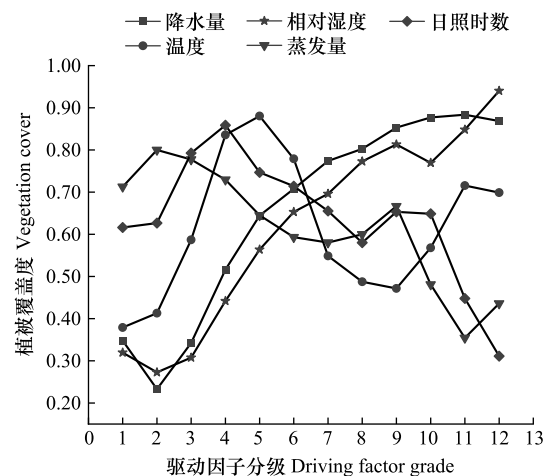


图 9 黄河流域 FVC 随气象因子分级的变化

Fig.9 Variation of the FVC with meteorological factors grading in the Yellow River basin

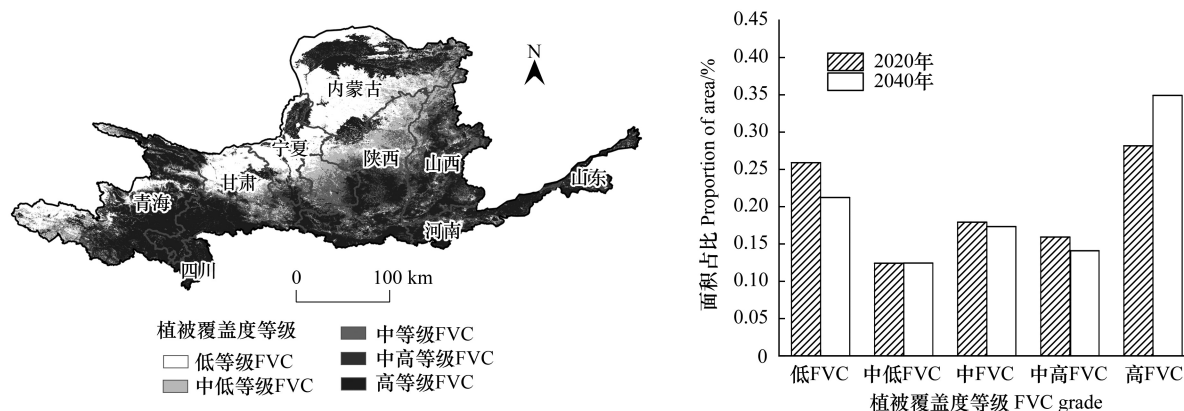


图 10 黄河流域 FVC 未来变化趋势

Fig.10 The future trend of the FVC in the Yellow River Basin

的作物以提高植被覆盖度;而海拔较高的地区人类活动较少,应积极开展人工造林及封山育林等生态修复项目。

4.2 局限及展望

本研究分析了影响黄河流域植被变化的因素,并对植被未来变化趋势进行预测,研究结果为黄河流域的生态保护和恢复提供了指导。然而,这项研究也存在一些局限性。首先,进行植被驱动力分析时,在指标选取方面,受数据获取的限制,未能对各种人为因素进行分析,且研究结果显示人口密度、GDP 和夜间灯光强度虽然对该地区植被空间分布影响较小,但近年来政府不断推行的生态保护和恢复政策,以及城市扩张等因素都对植被覆盖度的演化有一定的影响^[29—30],因此还需要进一步探讨人为因素对植被覆盖度的影响。同时干旱、极端气候、CO₂ 浓度的变化等也会影响植被覆盖度的变化,后续研究需同时考虑这些因素对 FVC 变化的影响^[31—32]。同时地理探测器模型在识别多因子间的关系方面展现出强大的优势,但由于其对连续数据的离散化无明确的标准,本研究采用大部分学者最常用的自然断点法,但不同的方法(等距离法、百分位数值法、几何间隔法和标准差法等)会对模型探测结果产生影响,因此对连续数据的分类方法和分类数量仍需进一步研究。同时利用 FLUS 模型模拟植被未来变化趋势,其模型精度虽然达到了要求,但是随着人口规模变化等一系列因素,按照过去一段时间内植被变化预测未来植被变化趋势,可能会对模型预测结果产生一些影响^[33],与植被实际发展规律形成一定的差异。因此在后续的研究中需同时考虑国家政策、人口规模、城镇化发展等影响因素,进一步提高模型预测精度。在全球气候变暖的背景下,可基于 CMIP6 数据利用随机森林等深度学习探讨随着气候变化速度的加快,脆弱生态区域的植被将如何变化。

5 结论

本研究基于 GEE 云计算平台,利用像元二分法反演了 1990—2022 年黄河流域植被覆盖度,基于趋势分析法、转移矩阵、地理探测器探讨了 33 年来黄河流域植被时空变化特征,并利用 FLUS 模型对植被未来变化趋势进行预测,结果表明:

(1) 黄河流域植被呈恢复趋势,空间分布差异明显,西北部以低等级植被为主,东南部以高等级植被为主。植被改善的面积占整个流域面积的 47.10%,尤其是中部黄土高原地区植被恢复趋势明显,但流域的西北部生态环境脆弱易变,植被有退化趋势,需继续开展山水林田湖草修复与保护。

(2) 降雨量是黄河流域植被变化最主要的制约因子,同时植被类型、土壤类型以及土地利用类型也是造成黄河流域 FVC 空间分布差异的原因。研究同时揭示了促进植被生长的各驱动因子最适宜范围或者类型,为该地区生态恢复和保护提供了依据。

(3)2040 年黄河流域生态环境呈恢复趋势,高等级植被覆盖度比 2020 年增加了 7%,其中流域中部地区及河南省部分地区植被恢复趋势明显,甘肃省部分地区植被覆盖度减少。

参考文献 (References):

- [1] Zhang M, Wang J M, Li S T. Tempo-spatial changes and main anthropogenic influence factors of vegetation fractional coverage in a large-scale opencast coal mine area from 1992 to 2015. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 232: 940-952.
- [2] 黄豪奔, 徐海量, 林涛, 夏国柱. 2001—2020 年新疆阿勒泰地区归一化植被指数时空变化特征及其对气候变化的响应. *生态学报*, 2022, 42(07): 2798-2809.
- [3] 王超, 侯鹏, 刘晓曼, 袁静芳, 周倩, 吕娜. 中国重要生态系统保护和修复工程区域植被覆盖时空变化研究. *生态学报*, 2023, 43(21): 8903-8916.
- [4] 张志强, 刘欢, 左其亭, 于锦涛, 李阳. 2000—2019 年黄河流域植被覆盖度时空变化. *资源科学*, 2021, 43(04): 849-858.
- [5] Liu Q Y, Zhang T L, Li Y Z, Li Y, Bu C F, Zhang Q F. Comparative Analysis of Fractional Vegetation Cover Estimation Based on Multi-sensor Data in a Semi-arid Sandy Area. *Chinese Geographical Science*, 2019, 29(01): 166-180.
- [6] Guo J T, Wang K B, Wang T J, Bai N, Zhang H, Cao Y, Liu H. Spatiotemporal variation of vegetation NDVI and its climatic driving forces in global land surface. *Polish Journal of Environmental Studies*, 2022, 31(4): 3541-3549.
- [7] 刘静, 温仲明, 刚成诚. 黄土高原不同植被覆盖类型 NDVI 对气候变化的响应. *生态学报*, 2020, 40(02): 678-691.
- [8] 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. *中国环境科学*, 2022, 42(11): 5358-5368.
- [9] 李雪银, 张志强, 孙爱芝. 1982—2021 年黄河流域植被覆盖时空演变及影响因素研究. *地球环境学报*, 2022, 13(04): 428-436.
- [10] 奎国娟, 史常青, 杨建英, 李瑞鹏, 魏广阔, 刘佳琪. 内蒙古草原区植被覆盖度时空演变及其驱动力. *应用生态学报*, 2023, 34(10): 2713-2722.
- [11] 解晗, 同小娟, 李俊, 张静茹, 刘沛荣, 于裴洋. 2000—2018 年黄河流域生长季植被指数变化及其对气候因子的响应. *生态学报*, 2022, 42(11): 4536-4549.
- [12] Ren Y Q, Liu J P, Liu S X, Wang Z G, Liu T, Shalamzari M J. Effects of Climate Change on Vegetation Growth in the Yellow River Basin from 2000 to 2019. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 687.
- [13] 李晶, 闫星光, 闫萧萧, 郭伟, 王科雯, 乔建. 基于 GEE 云平台的黄河流域植被覆盖度时空变化特征. *煤炭学报*, 2021, 46(05): 1439-1450.
- [14] 王一, 郝利娜, 许强, 李佳琴, 常浩. 2001—2019 年黄土高原植被覆盖度时空演化特征及地理因子解析. *生态学报*, 2023, 43(06): 2397-2407.
- [15] 陈理庭, 蔡海生, 张婷, 张学玲, 曾珩. 基于 Markov-FLUS 模型的饶河流域土地利用多情景模拟分析. *生态学报*, 2022, 42(10): 3947-3958.
- [16] Liu C X, Zhang X D, Wang T, Chen G Z, Zhu K, Wang Q, Wang J. Detection of vegetation coverage changes in the Yellow River Basin from 2003 to 2020. *Ecological Indicators*, 2022, 138: 108818.
- [17] 郭睿妍, 田佳, 杨志玲, 杨泽康, 苏文瑞, 刘文娟. 基于 GEE 平台的黄河流域森林植被净初级生产力时空变化特征. *生态学报*, 2022, 42(13): 5437-5445.
- [18] Wang Y P, Wang S, Zhao W W, Liu Y X. The increasing contribution of potential evapotranspiration to severe droughts in the Yellow River Basin. *Journal of Hydrology*, 2022, 605: 127310.
- [19] 田智慧, 张丹丹, 赫晓慧, 郭恒亮, 魏海涛. 2000—2015 年黄河流域植被净初级生产力时空变化特征及其驱动因子. *水土保持研究*, 2019, 26(02): 255-262.
- [20] 王逸男, 孔祥兵, 赵春敬, 姚贵琦, 郭凯. 2000—2020 年黄土高原植被覆盖度时空格局变化分析. *水土保持学报*, 2022, 36(03): 130-137.
- [21] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望. *地理学报*, 2017, 72(01): 116-134.
- [22] 黎夏, 李丹, 刘小平. 地理模拟优化系统(GeoSOS)及其在地理国情分析中的应用. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1598-1608.
- [23] Liu X P, Liang X, Li X, Xu X C, Ou J P, Chen Y M, Li S Y, Wang S J, Pei F S. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 168: 94-116.
- [24] 师贺雄, 王兵, 牛香. 长江、黄河中上游省份退耕还林工程生态系统服务. *生态学杂志*, 2016, 35(11): 2903-2911.
- [25] 靳小莲, 赵巍, 李梦迪, 刘栋栋, 鞠文亮. 黄土高原退耕还草土壤水分对植物地上部化学计量特征的影响. *水土保持研究*, 2022, 29(02): 57-63.
- [26] 曹云, 孙应龙, 陈紫璇, 延昊, 钱拴. 2000—2020 年黄河流域植被生态质量变化及其对极端气候的响应. *生态学报*, 2022, 42(11): 4524-4535.
- [27] Jiang W G, Yuan L H, Wang W J, Cao R, Zhang Y F, Shen W M. Spatio-temporal analysis of vegetation variation in the Yellow River Basin. *Ecological Indicators*, 2015, 51: 117-126.
- [28] 张皓月, 占车生, 夏军, 胡实, 宁理科, 邓晓娟. 黄河流域内蒙古段植被时空变化特征及条带状分布成因. *生态学报*, 2022, 42(21): 8818-8829.
- [29] 魏建洲, 牛雪娜, 史战红, 王祥生, 张美玲. 黄土高原草地净初级生产力变化的驱动因素分析. *环境科学与技术*, 2022, 45(6): 203-211.
- [30] 罗新蕊, 杨武年, 陈桃. 川中丘陵区植被遥感动态监测及其驱动力分析. *长江流域资源与环境*, 2019, 28(01): 103-111.
- [31] Zhang Y C, Hong S B, Liu D, Piao S L. Susceptibility of vegetation low-growth to climate extremes on Tibetan Plateau. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2023, 331: 109323.
- [32] Wang S N, Li R P, Wu Y J, Zhao S X. Effects of multi-temporal scale drought on vegetation dynamics in Inner Mongolia from 1982 to 2015, China. *Ecological Indicators*, 2022, 136: 108666.
- [33] 凯吾沙·塔依尔, 黎华, 古丽米热·艾尔肯, 尹章才, 吴浩. FLUS 与灰色预测模型支持下的乌鲁木齐地区碳排放时空演变与预测. *水土保持学报*, 2023, 37(04): 214-226.