

doi: 10.12029/gc20240102003

袁江龙, 赵宏慧, 刘晓煌, 李洪宇, 江东, 赵传燕, 邢莉圆, 雒新萍, 王然, 王超. 2000—2020 年昆仑山植被覆盖度时空变化驱动力分析及生态评价[J]. 中国地质, 51(6): 1822–1838.

Yuan Jianglong, Zhao Honghui, Liu Xiaohuang, Li Hongyu, Jiang Dong, Zhao Chuanyan, Xing Liyuan, Luo Xinping, Wang Ran, Wang Chao. 2024. Driving force analysis and ecological assessment of spatiotemporal changes in vegetation cover in the Kunlun Mountains from 2000 to 2020[J]. Geology in China, 51(6): 1822–1838(in Chinese with English abstract).

2000—2020 年昆仑山植被覆盖度时空变化驱动力分析及生态评价

袁江龙^{1,2}, 赵宏慧^{1,3}, 刘晓煌^{1,3}, 李洪宇^{1,3}, 江东^{1,4}, 赵传燕^{1,5}, 邢莉圆^{1,3},
雒新萍^{1,3}, 王然^{1,3}, 王超^{1,3}

(1. 自然资源部自然资源要素耦合过程与效应重点实验室, 北京 100055; 2. 新疆大学地理与遥感科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830017; 3. 中国地质调查局自然资源综合调查指挥中心, 北京 100055; 4. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 5. 兰州大学草地农业科技学院, 甘肃 兰州 730020)

摘要:【研究目的】植被覆盖度是反映生态环境稳定性的重要指标, 昆仑山地区生态脆弱, 植被覆盖度变化的驱动因素研究较少。文章旨在分析昆仑山地区植被覆盖度时空变化及驱动因素和区域生态评价。【研究方法】本文基于归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI), 探究了 2000—2020 年昆仑山植被覆盖度的时空变化规律。使用地理探测器(GeoDetector, GD)和随机森林(Random Forest, RF)模型, 识别了昆仑山地区 NDVI 变化的主导因子, 使用 RF 和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory Network, LSTM)开展了多因子 NDVI 的回归拟合。使用遥感生态指数(Remote Sensing Ecological Index, RSEI)评估了昆仑山环境质量变化状况。【研究结果】2000—2020 年昆仑山地区 NDVI 在时间上呈波动增加趋势, 空间上呈“西高东低、北高南低”的分布格局。RF 重要性最高的因子为高程(DEM)、降水(Pre)、到城镇距离(Town)和国内生产总值(Gross Domestic Product, GDP), GD 解释力最高的因子为蒸散发(ET)、DEM、GDP 和温度(Temp)。RF 比 LSTM 更适用于昆仑山地区 NDVI 的回归拟合。RSEI 数值上升的区域面积为 80.52%, 但整体波动较大, 波动较大区域面积为 78.86%。【结论】DEM、GDP、Pre 和 ET 是影响该区域植被覆盖度的主要因素, 区域生态环境质量有明显改善, 生态保护措施成效显著。保护昆仑山生态脆弱区的生态稳定对区域生态政策的实施具有重要意义。

关键词: NDVI; 随机森林模型; 遥感生态指数; 驱动力分析; 生态评价; 生态地质调查工程

创新点: (1) 使用赫斯特指数、变异系数和趋势分析等多种方法, 对昆仑山 NDVI 进行全面的时空分析; (2) 使用 RF 和 LSTM 方法, 对昆仑山 NDVI 进行回归分析, 使用 RF 重要性分析和 GD 解释力分析对昆仑山地区 NDVI 的主控因素进行分析; (3) 计算 RSEI, 对昆仑山地区生态环境质量进行评价, 并给出合理的建议。

中图分类号: Q948.1 文献标志码: A 文章编号: 1000-3657(2024)06-1822-17

Driving force analysis and ecological assessment of spatiotemporal changes in vegetation cover in the Kunlun Mountains from 2000 to 2020

收稿日期: 2024-01-02; 改回日期: 2024-05-07

基金项目: 科技部第三次新疆综合科学考察项目(2022xjkk090405, 2021xjkk140104)和中国地质调查局项目(DD20230514)联合资助。

作者简介: 袁江龙, 男, 1999 年生, 硕士生, 主要从事地信遥感在环境方面的应用研究; E-mail: 792807914@qq.com。

通讯作者: 刘晓煌, 男, 1972 年生, 正高级工程师, 主要从事自然资源观测研究; E-mail: 15313256806@163.com。

YUAN Jianglong^{1,2}, ZHAO Honghui^{1,3}, LIU Xiaohuang^{1,3}, LI Hongyu^{1,3}, JIANG Dong^{1,4},
ZHAO Chuanyan^{1,5}, XING Liyuan^{1,3}, LUO Xinping^{1,3}, WANG Ran^{1,3}, WANG Chao^{1,3}

(1. Key Laboratory of Natural Resource Coupling Process and Effects, Beijing 100055, China; 2. College of Geography and Remote Sensing Science, Xinjiang University, Urumqi 830017, Xinjiang, China; 3. Natural Resources Comprehensive Survey Command Center, China Geological Survey, Beijing 100055, China; 4. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Beijing 100101, China; 5. College of Pastoral Agriculture Science and Technology, Lanzhou University, Lanzhou 730020, Gansu, China)

Abstract: This paper is the result of ecological geological survey engineering.

[Objective] Vegetation cover is a critical indicator of ecosystem stability. Researches about the factors influencing vegetation cover changes in the ecologically sensitive Kunlun Mountains region are limited. This study aims to analyze the spatiotemporal variations of vegetation cover and their driving factors in the Kunlun Mountains and to perform a regional ecological assessment. **[Methods]** The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was used to examine the spatiotemporal patterns of vegetation cover from 2000 to 2020, and the Geodetector (GD) and Random Forest (RF) models were applied to identify the primary drivers of NDVI changes. Meanwhile, RF and Long Short-Term Memory Network (LSTM) models were used for predict the NDVI variations, and the Remote Sensing Ecological Index (RSEI) was used to evaluate environmental quality. **[Results]** NDVI showed a generally temporal increasing-decreasing-increasing trend, characterized by a spatial distribution that higher values in the west and north and lower values in the east and south. The RF model identified the digital elevation model (DEM), precipitation (Pre), distance to towns (Town), and gross domestic product (GDP) as the most influential factors, whereas the GD model showed evapotranspiration (ET), DEM, GDP, and temperature (Temp) had the greatest explanatory power. The RF model was more effective for NDVI regression analysis than the LSTM model in the study area. The RSEI value showed an increase in 80.52% of the area, but the overall variation was considerable, with 78.86% of the area showing significant variation. **[Conclusions]** DEM, GDP, Pre, and ET are the primary factors affecting vegetation cover in the region and the significant improvement in the regional ecosystem over the past two decades. It also reveals a significant enhancement in regional ecological quality, indicating that ecological conservation measures have been effective.

Key words: Normalized Difference Vegetation Index (NDVI); Random Forest model (RF); Remote Sensing Ecological Index (RSEI); driver analysis; ecological evaluation; ecological geological survey engineering

Highlights: (1) A comprehensive spatiotemporal analysis of NDVI was conducted in the Kunlun Mountains using a variety of methods, including the Hurst index, coefficient of variation, and trend analysis; (2) RF and LSTM methods for regression analysis of NDVI was employed in the Kunlun Mountains. RF importance analysis and GD explanatory power analysis was utilized to investigate the dominant factors driving NDVI in the region; (3) The RSEI was calculated to evaluate the ecological environmental quality of the Kunlun Mountains and provide reasonable recommendations.

About the first author: YUAN Jianglong, male, born in 1999, master candidate, mainly engaged in research on the application of geo-referenced remote sensing to the environment; E-mail: 792807914@qq.com.

About the corresponding author: LIU Xiaohuang, male, born in 1972, professor level senior engineer, mainly engaged in natural resources observation research; E-mail: 15313256806@163.com.

Fund support: Supported by the Third Comprehensive Scientific Expedition to Xinjiang of the Ministry of Science and Technology (No.2022xjkk090405, No.2021xjkk140104) and the project of China Geological Survey (No.DD20230514).

1 引 言

由于气候变化的加剧和人类活动的增加,全球自然生态系统已有了巨大的变化(Deng et al., 2018)。

植被作为地球陆地生态系统最重要的组分,为生态系统和人类生产生活提供强有力的保障。全球尺度上植被年际变化对自然要素年际变化响应不显著,但在区域尺度上响应显著(Li et al., 2019)。在

气候多变和地理环境复杂的区域, 植被对自然要素的响应更为敏感, 但人类活动也对植被有着显著的影响(Chu et al., 2019)。因此, 研究植被覆盖度的变化及其与自然要素及人类活动的相互关系, 可为生态环境的建设与有效治理提供参考依据, 为区域气候模拟研究提供可用的植被变化响应信息。

归一化植被指数(NDVI)具有时空连续性, 可定量监测地表植被覆盖的动态变化, 是表征植被生长状况的重要指标(Peng et al., 2019; Li et al., 2021; Li et al., 2023)。目前最常用的 NDVI 数据包括 SPOTVGT NDVI(Bai et al., 2019)、AVHRR NDVI(Pinzon and Tucker, 2014)和 MODIS NDVI(Hmimina et al., 2013)。学者研究发现, 各种数据产品在大面积植被覆盖变化及其成因分析、土地覆盖识别以及植被生产力计算等方面各有优势(Tian et al., 2015; Ju and Masek, 2016; Martinez and Labib, 2023)。中国 NDVI 总体呈增加趋势, 但不同区域的主要影响因素不同(陈云浩等, 2001; 刘宪锋等, 2015; 闫志远等, 2023)。

近五十年中国制定并实施了多项生态保护工程, 极大地促进了植被恢复(易浪等, 2014; 阿多等, 2017; 金凯等, 2020; 郑艺文等, 2022)。由于不同地区水热条件和植被类型不同, 植被变化及其对自然因子的响应也存在很大空间差异(Wen et al., 2017; Fang et al., 2019; Liu et al., 2022)。有关植被对自然

因子和人类活动响应的研究已经有很多(Zhu et al., 2020; Gao et al., 2022), 相较于华北、华中和东北人口密集区, 针对昆仑山的植被长期变化及其归因分析研究仍然较少(白建军等, 2014; 刘宪锋等, 2015; 王尧等, 2021; 付宇佳等, 2022)。昆仑山的生态环境和地质地貌具有复杂性和脆弱性, 人类活动对昆仑山植被变化的影响及驱动力差异尚不完全清楚(Zhang et al., 2022a)。因此, 有必要在昆仑山地区开展植被变化的归因研究和相应贡献的量化。

本文以昆仑山地区 NDVI 对自然因子和人类活动的响应为研究内容, 采用变化趋势分析 2000—2020 年昆仑山 NDVI 变化的基本特征及对多因子的响应, 采用 GD 和机器学习方法定量分析不同因子对 NDVI 的驱动力, 使用 RSEI 定量评价昆仑山生态环境质量。本研究为应对昆仑山气候变化和人类活动对自然的改变, 以及昆仑山地区发展提供参考。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

昆仑山脉西起帕米尔高原东部, 位于 34°19'~39°58' N, 73°30'~92°45' E(图 1), 横贯新疆、西藏, 伸延至青海境内(郭建强等, 2016; Aiwon et al., 2016)。该区为高原气候, 干冷少雨, 年均降水约 170 mm, 年均温度约 -5 °C(高峻等, 2021)。区域全

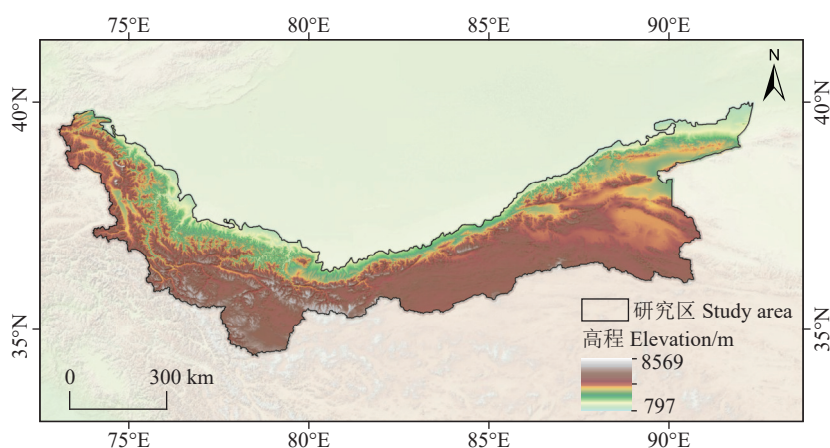


图 1 研究区空间位置

注: 基于自然资源部标准地图服务网站 GS(2019)1823 号的标准地图绘制, 底图边界无修改

Fig.1 Spatial location of the study area

Note: Based on the standard map GS(2019)1823 of the standard map service website of the Ministry of Natural Resources of China, and the boundary of the base map is not modified

长约 2500 km, 平均海拔 5500~6000 m, 宽 130~200 km, 西窄东宽, 总面积达 $5 \times 10^5 \text{ km}^2$ (颜伟等, 2014)。

2.2 数据来源

数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM) 主要用于计算坡度 (Slope)、坡向 (Aspect) 和 DEM 因子, NDVI、降水 (Pre)、温度 (Temp)、蒸散发 (ET)、GDP、人口 (POP) 数据自身即为因子, 路网等矢量数据主要用于计算到河流 (包括人工干渠) 距离 (River)、到断裂带距离 (Oushi)、到城镇居住点距离 (Town) 和到主要道路 (包括铁路) 距离 (Road) 等因子。数据来源如表 1 所示。

2.3 研究方法

本文使用 DEM、CNLUCC 和 MODIS 系列等数据, 采用使用 MK 检验、变异系数 (Coefficient of Variation, CV) 和赫斯特指数 (Hurst Exponent) 等方法研究 2000—2020 年昆仑山植被覆盖度时空变化, 使用 GD、RF 和线性回归的方法, 研究植被覆盖地变化的驱动力, 使用 LSTM 和 RF 的方法对昆仑山地区的 NDVI 数据进行回归对比, 使用 RSEI 对昆仑山地区的生态环境进行评价。研究思路如图 2 所示。

2.3.1 Theil-Sen 中值斜率和 Mann-Kendall 检验

Theil-Sen Median 方法又称为 Sen 斜率估计, 是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法 (Wang et al., 2020; Geng et al., 2022)。其计算公式为:

$$\beta = \text{Median} \left(\frac{x_j - x_i}{j - i} \right) \forall j > i \quad (1)$$

式中: β 为斜率, (x_i, x_j) 为任意两样本点。当 $\beta > 0$ 序列存在上升趋势, $\beta < 0$ 序列呈下降趋势。

M-K 检验法较多用于数据的趋势分析。M-K 趋势检验通过构造标准正态分布统计量 Z_S 来判断样本的趋势。对于独立同分布的时间序列 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, n$ 为时间序列长度, 定义统计变量 S :

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{Sgn}(x_j - x_k) \quad (2)$$

式中: $i \geq 1, j \leq n$; $\text{Sgn}(x_j - x_k)$ 为指示函数, 依据 $x_j - x_k$ 的正负号取值为 1, 0 或 -1。

$$\text{Sgn}(x_j - x_k) = \begin{cases} 1, & x_j - x_k > 0 \\ 0, & x_j - x_k = 0 \\ -1, & x_j - x_k < 0 \end{cases} \quad (3)$$

S 统计量的方差为:

$$\text{Var}(S) = \frac{n(n-1) \times (2n+5)}{18} \quad (4)$$

n 为序列中数据个数, 当 $n > 10$ 时, 标准正态统计量 Z_S 为:

$$Z_S = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & S < 0 \end{cases} \quad (5)$$

本研究给定显著性水平 $\alpha = 0.05$, 当 $|Z_S|$ 等于 1.28、1.96 和 2.32 时, 表示其趋势置信度分别为 90%、95% 和 99%。本研究以 2000—2020 年 NDVI、RSEI 数据做检验, 将 $0 < |Z_S| < 1.645$ 标记为不显著变化, 将 $|Z_S| > 2.58$ 标记为显著变化, 将 $|Z_S| = 0$ 标记为无变化。

2.3.2 赫斯特指数

赫斯特指数是一种用来度量时间序列的长期

表 1 数据来源
Table 1 Data sources

数据名称	数据描述	数据来源
DEM	ASTER GDEM 30M 分辨率数字高程模型	地理空间数据云 (https://www.gscloud.cn/)
土地利用数据	中国多时期土地利用遥感监测数据集 (CNLUCC) 1 km 分辨率数据	资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
土壤属性数据	HWSD 世界土壤数据库	粮农组织土壤门户网站 (FAO SOILS PORTAL)
NDVI (MYD13Q1)	MODIS 500 m 分辨率产品	NASA 地球数据 (EARTHDATA)
降水 (Pre)		
温度 (Temp)	ERA5 500 m 分辨率数据	GEE 数据网站 (https://developers.google.com/earth-engine/datasets)
蒸散发 (ET)		
断裂数据	新疆断裂带分布矢量数据	中国地质调查局地质云 V3.0 (https://geocloud.cgs.gov.cn/)
经济、人口数据	1 km 分辨率栅格数据	资源环境科学与数据中心 (https://www.resdc.cn/)
路网等矢量数据	矢量数据	全国地理信息资源目录服务系统 (https://www.webmap.cn/)

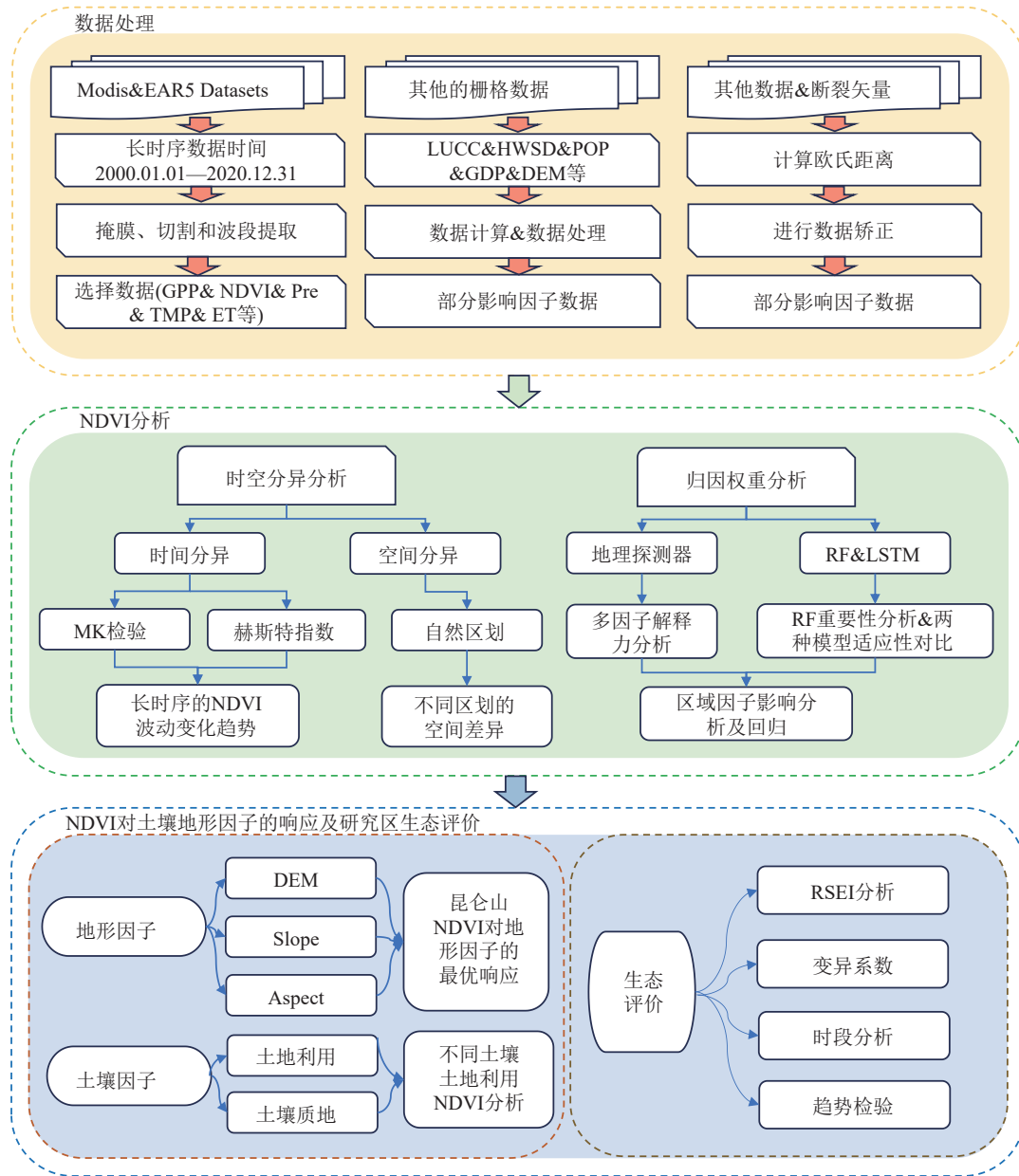


图2 研究流程图

Fig.2 Flow chart of the study

记忆性的指标,它反映了时间序列中的趋势和波动的特征(Zhang et al., 2022b; Hakkar et al., 2023)。本研究采用 R/S 分析方法计算研究区 NDVI 时间序列变化连续性。计算方法如下:

定义 NDVI 时间序列为 $NDVI(t), t = 1, 2, 3, \dots$, 定义平均序列:

$$\overline{NDVI}_{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} NDVI_{(t)} \quad (6)$$

累积偏差序列 $U(t, \tau)$ 为:

$$U(t, \tau) = \sum_{i=1}^t (NDVI_{(i)} - \overline{NDVI}_{(\tau)}) \quad (1 \leq t \leq \tau) \quad (7)$$

极差 R 和标准差 S 序列为:

$$R_{\tau} = \max(U_{\tau,i} - U_{\tau,j}) \quad (8)$$

$i, j \in [1, \tau] \cap N$

计算赫斯特指数:

$$R_{\tau}/S_{\tau} = (\alpha\tau)^H \quad (9)$$

其中, H 是范围 $[0,1]$ 内的赫斯特指数。当 $H=0.5$ 时,序列被认为没有自相关性;当 $H>0.5$ 时,序

列具有较强的长相关性; 而当 $H < 0.5$ 时, 序列具有较强的反持续性。

2.3.3 RF 模型和 LSTM 模型

RF 和 LSTM 是两种不同的机器学习模型, 它们都可以用于处理序列数据, 但有各自的优缺点 (Scornet et al., 2015)。本研究使用 RF 模型回归拟合各个因子对 NDVI 的解释力度及重要性, 使用 LSTM 模型进行对比分析, 使用 R^2 、RMSE 和 MAE 对数据进行评价。

RF 是一种集成学习方法, 它由多个决策树组成, 每个决策树都对输入数据进行分类或回归拟合, 然后通过投票或平均来得到最终的输出。RF 的优点是它可以处理高维度的数据, 不需要特征选择或降维, 可以评估特征的重要性, 不容易过拟合, 训练速度快, 实现简单 (Schonlau and Zou, 2020)。LSTM 通过引入记忆单元和三个门控机制来控制信息的流动, 从而解决了普通循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 在处理长序列时容易出现的梯度消失或爆炸的问题 (Sherstinsky, 2020)。LSTM 的优点是它可以捕捉长期的上下文信息, 适用于自然语言处理、语音识别等领域 (Karevan and Suykens, 2020)。

2.3.4 地理探测器 (GD)

GD 是探测空间分异性及揭示背后驱动因子的一种统计学方法, 其核心思想是通过分析变量空间异质性来定量探测自变量对因变量的影响程度, 已在生态环境方面得到了广泛应用 (王劲峰和徐成东, 2017)。因子探测器, 探测各因子变化对自变量趋势的影响大小或解释力大小, 模型如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (10)$$

q 为各因子对流域碳储量的解释力, 值域为 $[0, 1]$, 该值越大, 说明该因子对碳储量变化的解释力越强。交互作用探测器, 用于判断不同因子对碳储量变化的交互作用。本文使用 GD 来解释各个因子对 NDVI 的解释力度。本文研究因子如图 3 所示。

2.3.5 变异系数

变异系数, 是一种用于测量数据的离散程度的相对统计量。它的定义是数据的标准差与平均值之比, 用 CV 表示 (刘慧, 2006; 高沛星和王修华,

2011)。变异系数计算公式为:

$$CV = \frac{SD}{Mean} \quad (11)$$

其中, SD 为标准偏差, Mean 为平均值。变异系数以 0.05、0.10、0.15、0.20 为间隔分为五类, 分别是低波动、相对低波动、中等波动、相对高波动、高波动。

2.3.6 基于 RSEI 的环境评价

研究采用植被指数、湿度分量、裸土指数、地表温度分别代表绿度、湿度、干度和热度指标, 在此基础上构建 RSEI 模型 (徐涵秋, 2013a, b)。

$$RSEI = f(NDVI, Wet, NDSI, LST) \quad (12)$$

表达式中, NDVI 为绿度指标, Wet 为湿度指标, NDSI 为干度指标, LST 为热度指标。RSEI 以 0.2 为等差间隔分为五个等级: 差, 较差, 中等, 良和优来分析环境质量。

2.3.7 选取因子和数据分级

本研究选择的自然因子有: 高程 (DEM)、Slope、Aspect、NDVI、降水 (Pre)、温度 (Temp)、蒸散量 (ET)、到包括人工干渠的河流的距离 (River) 和到断裂带距离 (Oushi); 人类活动因子有: 到城镇距离 (Town)、GDP、人口 (POP)、到主要道路包括铁路距离 (Road), 研究因子如图 3 所示。

本文着重分析的土壤和地形因子, 根据前人研究 (汤国安和宋佳, 2006; 程维明等, 2009; 薛强等, 2023; Yuan et al., 2023), 对各个要素做出以下分级。坡向分级为东, 东南, 南, 西南, 西, 西北, 北, 东北八个方向。坡度以 $0 \sim 5^\circ$ 为 1 级, $5^\circ \sim 15^\circ$ 为 2 级, $15^\circ \sim 25^\circ$ 为 3 级, $25^\circ \sim 35^\circ$ 为 4 级, $35^\circ \sim 45^\circ$ 为 5 级, 大于 45° 为 6 级。DEM 小于 1500 m 为 1 级, 1500~2000 m 为 2 级, 2000~2500 m 为 3 级, 2500~3000 m 为 4 级, 3000~3500 m 为 5 级, 3500~4000 m 为 6 级, 4000~4500 m 为 7 级, 4500~5000 m 为 8 级, 5000~5500 m 为 9 级, 大于 5500 m 为 10 级。距断裂带距离进行分级, 处于断裂带上为 1 级, $0 \sim 1000$ m 为 2 级, $1000 \sim 2000$ m 为 3 级, $2000 \sim 3000$ m 为 4 级, $3000 \sim 5000$ m 为 5 级, $5000 \sim 7000$ m 为 6 级, $7000 \sim 10000$ m 为 7 级, $10000 \sim 15000$ m 为 8 级, $15000 \sim 20000$ m 为 9 级, 大于 20000 m 为 10 级。土地利用类型如图 4 所示, 土壤类型如图 5 所示。

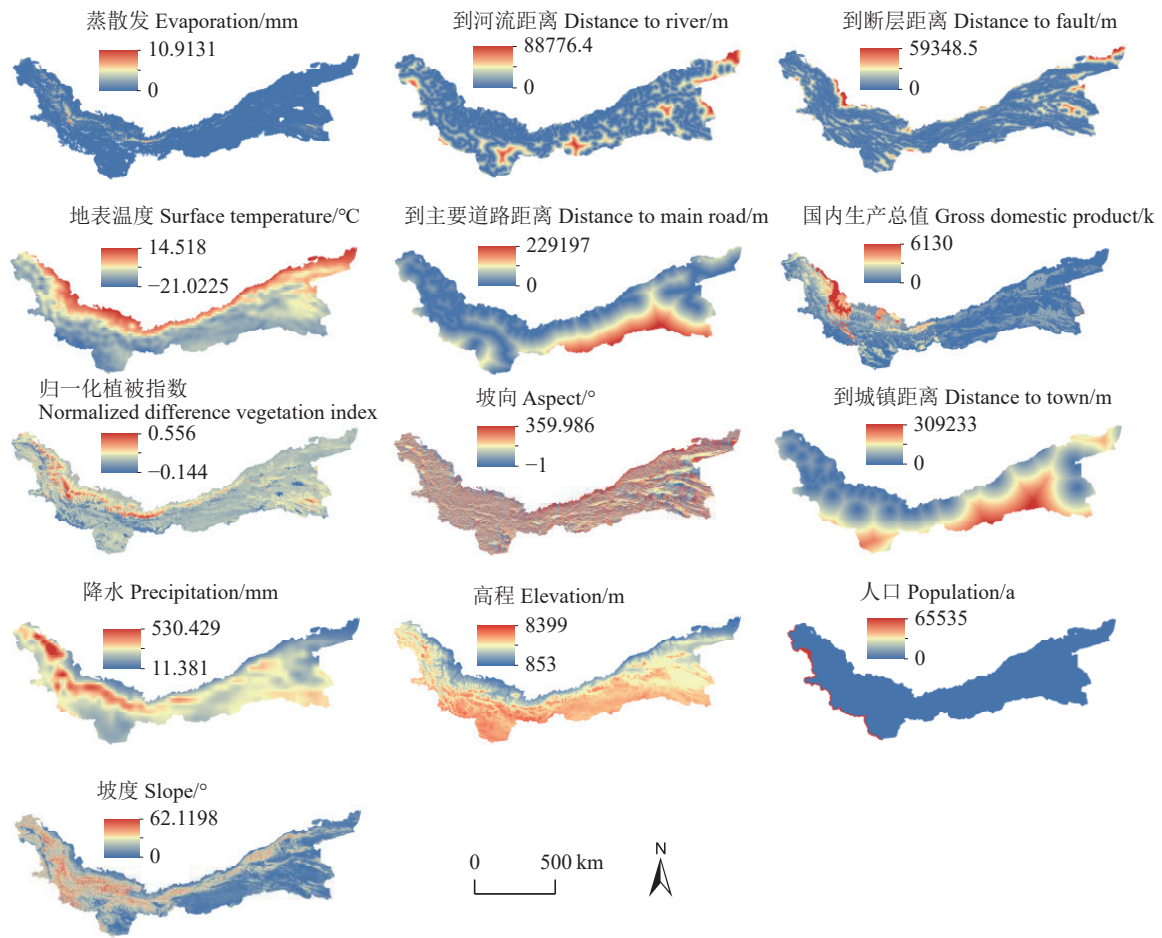


图3 研究中使用的驱动力因子空间分布图
Fig.3 Spatial distribution of driving factors used in the study

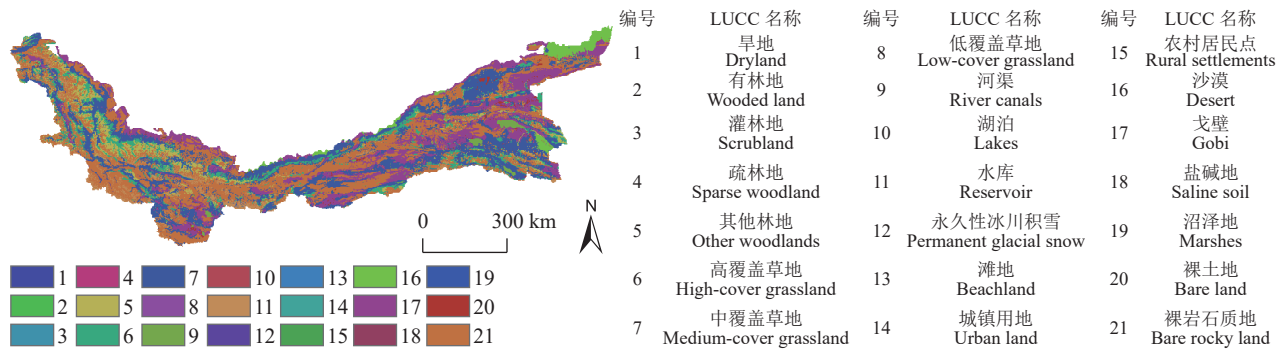


图4 土地利用类型空间分布图
Fig.4 Spatial distribution of land use types

3 结果与分析

3.1 NDVI 时空变化趋势

3.1.1 时间变化特征

2000—2020年昆仑山 NDVI 呈现波动增加趋

势, 拟合度高 ($R^2= 0.874$), 通过显著性检验 ($P> 0.05$, 图 6a)。昆仑山 NDVI 空间异质性有不明显的年际波动, 无明显变化趋势 ($P> 0.05$, 图 6b)。区域 NDVI 多年均值为 $0.0727(\pm 0.0089)$, 由 2000 年的 0.0658 增加到 2020 年的 0.0794 , 20 年共增加

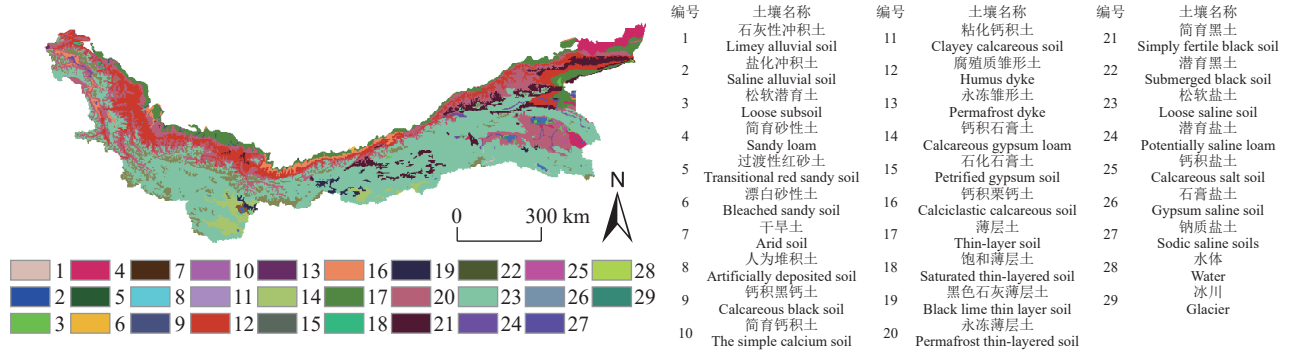


图 5 土壤类型空间分布图
Fig.5 Spatial distribution of soil classification

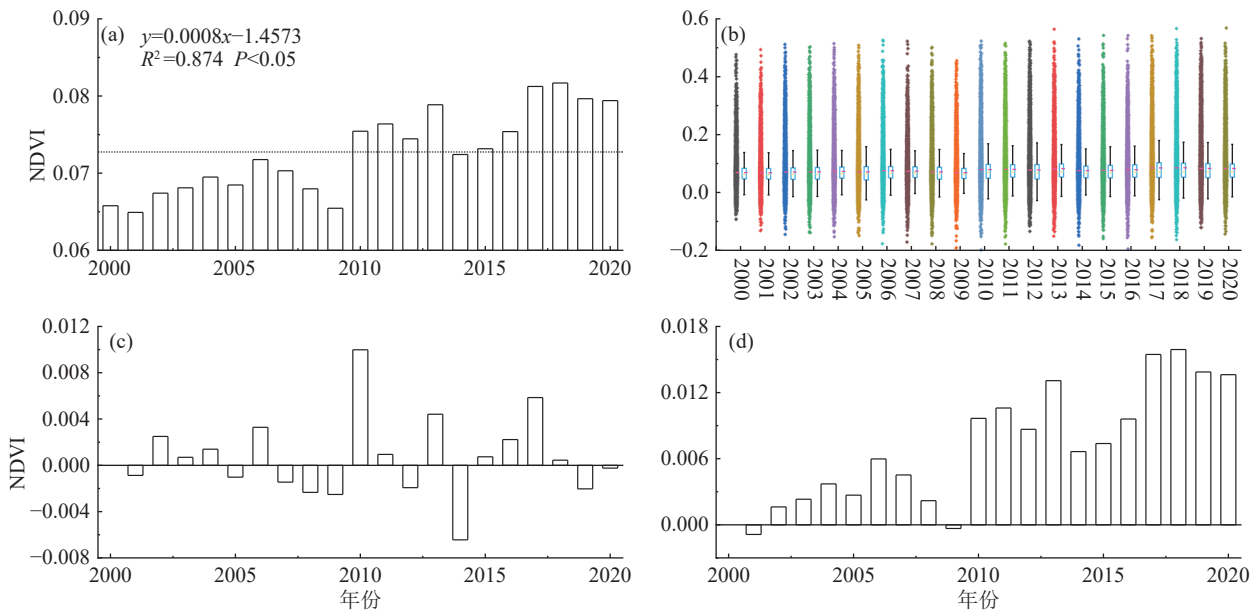


图 6 2000—2020 年 NDVI 的年平均值(a)、年数值和中位数(b)、平均数与前一年相比变化(c)、平均数与 2000 年相比变化(d)
Fig.6 NDVI's 2000—2020 annual average (a), annual value and median (b), change in average from previous year (c) and change in average from 2000 (d)

0.0136。NDVI 最低值为 2001 年的 0.0649, 最高值为 2018 年的 0.0817, 变化值为 0.0168, 增加 25.9%。昆仑山每一年的 NDVI 分别与前一年的比较变化(图 6c), 其中共有 11 个年份 NDVI 增长, 8 个年份 NDVI 下降。2000—2020 年昆仑山 NDVI 分别与 2000 年比较, 得到 NDVI 相较于 2000 年的变化(图 6d), 除 2001 年和 2009 年外, NDVI 均为增长。2006 年出现区域 NDVI 的拐点, 2000—2005 年 NDVI 为持续上升状态, 2010—2020 年 NDVI 皆为波动上升状态, 在 2006—2009 年为持续下降状态。

3.1.2 空间变化特征

2000—2020 年昆仑山区 NDVI 空间分布特征

呈现“西高东低、北高南低”的分布趋势, 高值区主要分布在昆仑山北麓西侧, 低值区主要分布在昆仑山南部高山区。昆仑山区植被覆盖整体较差, NDVI 小于 0.2 的区域占全区的 96.2%。

本研究计算了 2000—2020 年植被 NDVI 的 Sen 趋势度, 并进行了 M-K 检验, 用来检验检测昆仑山植被覆盖变化趋势。结果表明, 昆仑山植被覆盖整体表现为上升趋势, 上升和下降趋势的面积分别占 83% 和 5.03%, 无变化趋势面积占比 11.97%。就上升趋势而言, 显著上升面积和不显著上升面积分别为 56.58% 和 26.43%。下降趋势中显著下降和不显著下降趋势分别为 0.29% 和 4.74%(图 7)。从

空间分布来看,显著上升的区域主要分布在昆仑山东部和北麓,显著下降的区域在西部靠近帕米尔高原部分和西南部靠近青藏高原部分。

上述分析主要是对近 20 余年昆仑山植被空间变化的分析,而关于其未来变化趋势尚不明晰,为此进一步计算了植被 NDVI 的未来变化特征(图 8a、c)。结果显示,昆仑山植被 NDVI 的赫斯特指数平均值为 0.6056(0.0100~0.9998),其中赫斯特指数小于 0.5 的反持续性区域占比为 12.20%,说明昆仑山植被变化的长记忆性优于反持续性。研究

区长记忆性区域比例为 87.80%,无相关性区域面积基本为 0。赫斯特指数介于 0.4~0.6 的区域占比为 31.43%,而小于 0.4 和大于 0.6 的区域占比分别为 6.35% 和 62.23%,表明昆仑山植被呈现强反向特征的区域相对较少,强同向特征的区域相对较多。

2000—2020 年昆仑山变异系数介于 0.0056~1.8486(图 8b、d),说明研究区植被变化存在显著的空间差异特征。具体而言,低值区面积较大,区域总体波动较小,低波动区域面积占比 46.51%,较低波动区域面积占比 34.04%。高值区面积较小,中度

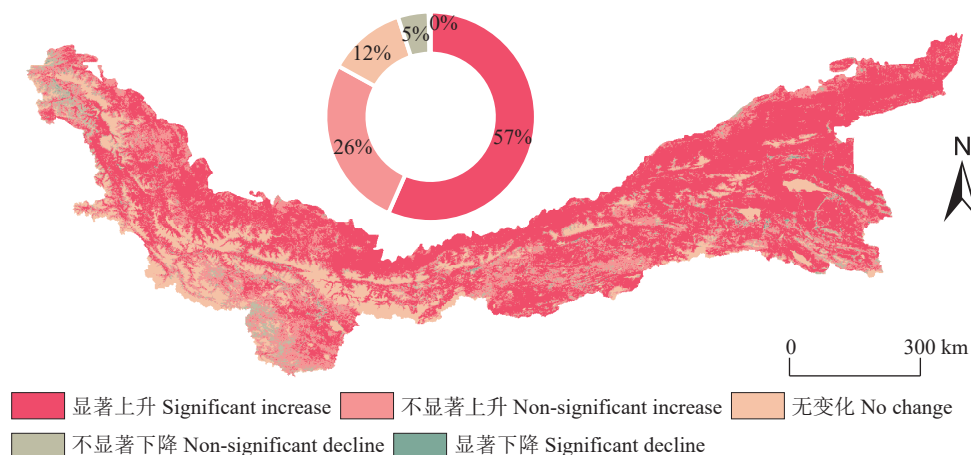


图 7 2000—2020 年 NDVI 变化趋势
Fig.7 Multi-year trend of NDVI from 2000 to 2020

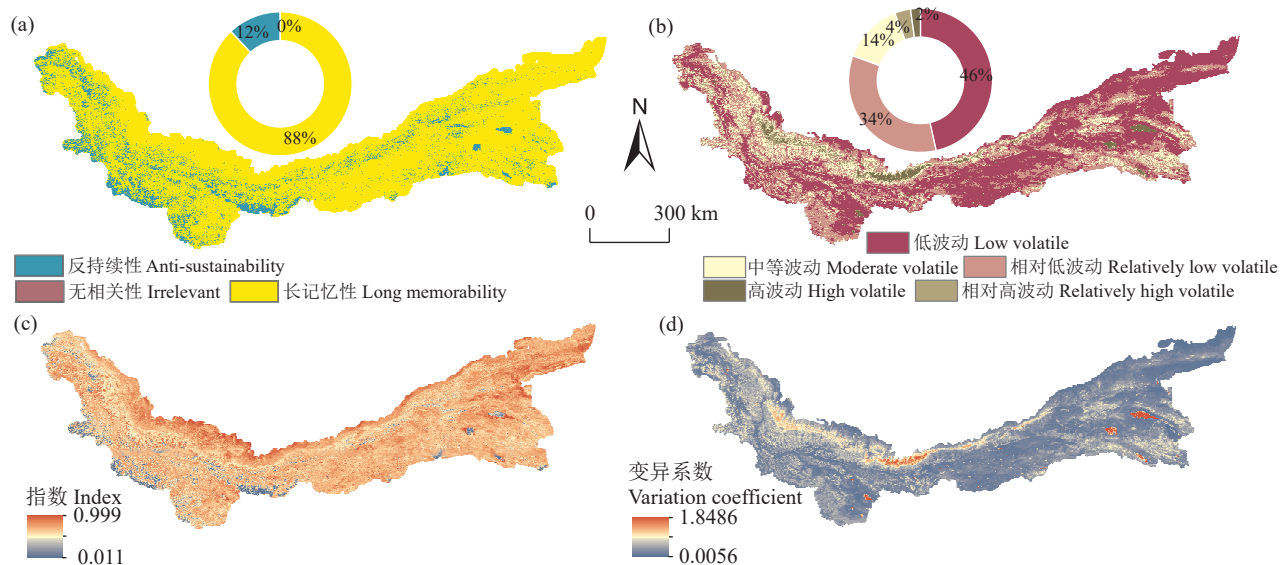


图 8 NDVI 赫斯特指数的等级(a)、变异系数波动(b)、数值(c)、变异系数(d)空间分布
Fig.8 Spatial distribution of NDVI Hurst Index's rank (a), volatile in the coefficient of variation (b), values (c) and variation coefficient (d)

波动区域、较高波动区域和高波动区域面积占比分别为 13.66%、3.57% 和 2.22%。波动较大的区域主要位于西部北坡山麓和东南部山麓区域, 区域内自然环境相对较好, 但影响因素变化较大, 南部自然环境较差区域则波动较小。

3.2 归因分析

3.2.1 NDVI 对土壤和地形因子的响应

昆仑山地区山地状况复杂, 地形地貌多样。从不同的土地利用类型、土壤类型、坡度、坡向、高程和断裂带的角度出发研究有着重要的意义, 同时区域内此类研究内容较少且不完善。本文将从以上几个要点进行昆仑山地区 NDVI 植被特征分析。

研究区 NDVI 在 DEM 的第 2 级, 即 1500~2000 m 区域均值最高 0.4338, 在第 10 级, 即大于 5500 m 区域均值最低 -0.03132。NDVI 数值在 DEM 中的转折点为第 2 级和第 6 级, 第 2 级两边 NDVI 数值相对较高且差距不大仅为 0.0625, 在第 10 级两边 NDVI 数值相对较小且差距较大 0.1265

(图 9)。

研究区 NDVI 在不同坡向数据中也有不同的表现。最高值出现在东北方向(0.0803), 最低值出现在正南方向(0.0697), 整体上东西部差异较小, 南北部差异较大。

研究区 NDVI 在不同坡度上也有差异, 但总体差异较小。其中大于 45°地区的 NDVI 数值最高(0.1012), 小于 5°地区的 NDVI 数值最小(0.0715), 唯一拐点为 5~15°区域, 大于 15°地区随着坡度上升 NDVI 也随之上升。

研究区 NDVI 对断层距离的响应也十分明显, 最高值出现在距断层 15000~20000 m 处(0.312), 最低值出现在距断层 1000~2000 m 处(0.1158)。NDVI 值从高到低依次为 9、10、2 和 1, 分析可得距离断层最近和最远处 NDVI 数值较高, 其中最远处 NDVI 数值最高。

NDVI 对不同土地利用类型有不同的响应表现, NDVI 数值相对较高的 6 种土地利用类型分别

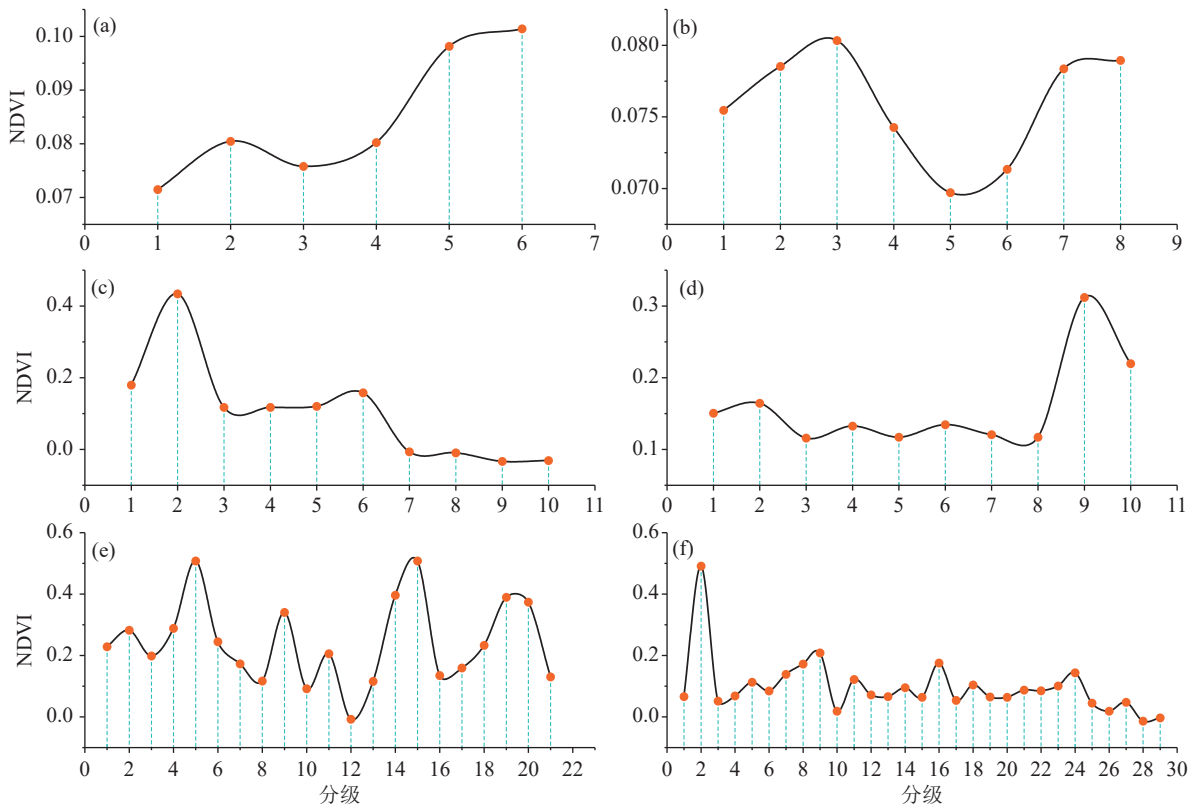


图 9 NDVI 对要素不同等级的响应: 坡度(a)、坡向(b)、高程(c)、到断层距离(d)、土地利用类型(e)、土壤类型(f)
Fig.9 NDVI response to different classes of elements: Slope (a), aspect (b), elevation (c), distance to faults (d), land use type (e) and soil classification (f)

为城镇用地(0.4013)、其他林地(0.3940)、农村居民点(0.3725)、旱地(0.3488)、灌林地(0.2851)和有林地(0.2841)。湖泊和永久性冰川积雪 NDVI 数值最低,分别为-0.0067和-0.0093,与常识性研究规律相符合,但略有差异。

NDVI 对不同的土壤类型有不同的响应。盐化冲积土(0.4910)是 NDVI 数值最高的土壤类型,筒育钙积土(0.0183)是 NDVI 数值大于 0 的最小土壤类型。有 10 种主要的土壤类型 NDVI 数值大于 0.1,但 NDVI 数值大于 0.2 的土壤类型只有盐化冲积土和钙积黑钙土(0.2086)。29 种主要的土壤类型中,只有冰川和水体的 NDVI 数值小于 0,与 NDVI 对不同土地利用类型响应研究结果相同。大类型土壤中只有积土和钙土 NDVI 数值较高,盐土 NDVI 数值较低。

3.2.2 GD 驱动力分析和 RF 重要性分析

由表 2 可知,所有探测因子 p 值均小于 0.01,表明所选探测因子均通过显著性检验,可作为影响因素进行成因分析。其中 ET 的 q 值均为 0.556,表明 ET 是区域 NDVI 变化的主导因子。 q 值超过 0.1 的因子有 DEM、GDP、Town、POP 和 Temp,表明 DEM、GDP、Town、POP 和 Temp,都对区域 NDVI 有较强的解释力。所选择因子中自然因子的解释力明显强于人类活动因子,但 Town、GDP、POP 和 Road 因素仍对区域植被覆盖度有较强的解释力。

将选取的各个因子进行交互式探测,能够得到所有探测结果均有所增强。结果表明,昆仑山地区 DEM 或 ET 交互,产生了区域 NDVI 解释力最强的组合, q 值均为 0.6742(图 10a)。此外,NDVI 与其他因子交互也得到了较高的 q 值,表明昆仑山地区生态环境是由多种因子交互作用的,而不是简单地叠加或者独立影响的。

根据(图 10b)RF 模型计算因子重要性,其中重要性最高的 6 个因子为 DEM、Pre、Town、GDP、Slope 和 Road,与 GD 解释力最高的 6 个因子 ET、

DEM、GDP、Temp、POP 和 Town 结果相互印证,DEM、GDP、Town 为昆仑山地区 NDVI 驱动力核心因子,昆仑山地区 NDVI 数据的变化是由自然因素和人类活动因素共同塑造的。

地理探测器驱动力分析基于空间统计学,使用空间统计指标来识别驱动因素,需要研究人员根据指标来判断变量之间的关系,难以识别复杂非线性关系,但易于理解和解释,具有一定的主观性。随机森林重要性分析基于特征重要性分数,特征重要性分数可以直接反映特征的影响程度,黑箱分析模式难以解释模型内部机制,但能够相对客观地量化特征的影响程度。结合两种方法,对比经验及客观驱动力分析,可以得到更优结果。

3.2.3 基于 RF 和 LSTM 的 NDVI 回归拟合

本研究对多自变量数据进行均值化处理,无法均值化处理的数据则使用最新数据。将全部因子作为自变量,对昆仑山 NDVI 构建 RF 和 LSTM 模型,分别计算 RF(图 11a)和 LSTM(图 11b)得到的拟合值与 NDVI 实际值的 R^2 、RMSE 与 MAE。模型模拟结果中 RF 模型的 R^2 为 0.949, RMSE 为 0.0120, MAE 为 0.0078。模型模拟结果中 LSTM 模型的 R^2 为 0.665, RMSE 为 0.0324, MAE 为 0.0213。RF 模型的 R^2 大于 LSTM 模型,而 RF 模型的 RMSE 和 MAE 均小于 LSTM 模型,充分说明 RF 模型相较于 LSTM 模型更加适合昆仑山地区 NDVI 的回归拟合。

NDVI 观测数据、RF 回归数据和 LSTM 回归数据的平均值分别为 0.0769、0.0761、0.0803,显然两个模型中 RF 模型回归数据与观测数据拟合度更高。由图 12 可知 RF 模型在 0.025~0.05 和 0.1~0.2 区域对 NDVI 拟合存在明显的低估,在 0.05~0.075 区域对 NDVI 拟合存在明显的高估,其余区域对 NDVI 的拟合较为准确。LSTM 模型在小于 0 区域、0~0.025 区域、0.025~0.05 区域、0.1~0.2 区域对 NDVI 模拟存在明显的低估,尤其是小于 0 区域和 0~0.025 区域模拟数据结果占比为 0。LSTM 模

表 2 地理探测器单因子解释力统计

Table 2 Explanatory power statistics of individual driving factors estimated by Geodetector (GD)

分析	Aspect	DEM	ET	GDP	Town	Oushi	POP	Pre	River	Road	Slope	Temp
q 值	0.0036	0.2447	0.5562	0.1951	0.109	0.0067	0.1208	0.0768	0.046	0.0545	0.0079	0.1729
p 值	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

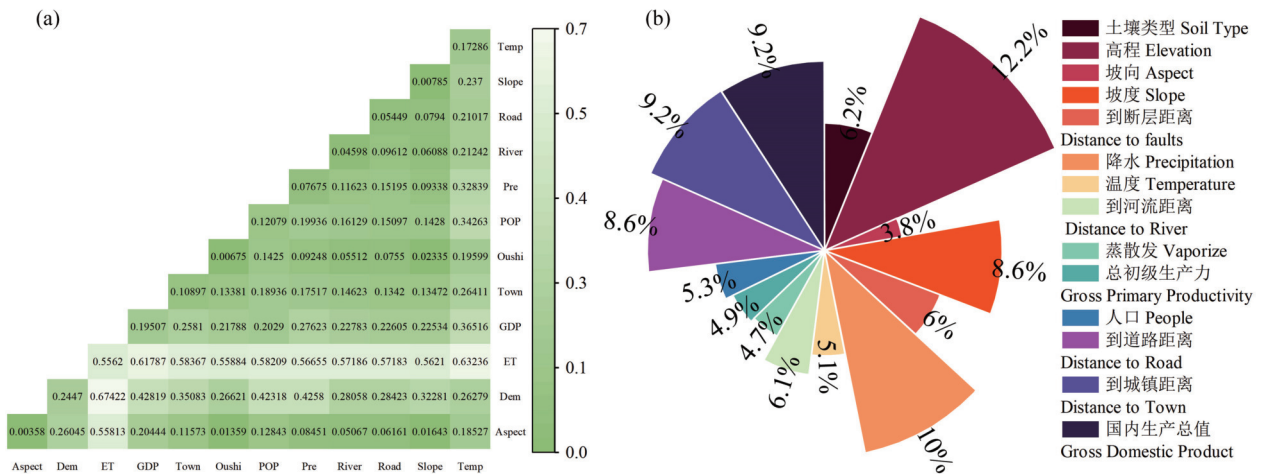


图 10 GD 的交互探测解释力(a)、不同驱动因素的 RF 重要性分析(b)
 Fig.10 Interactivity detection explanatory power of GD (a), RF importance analysis of different drivers (b)

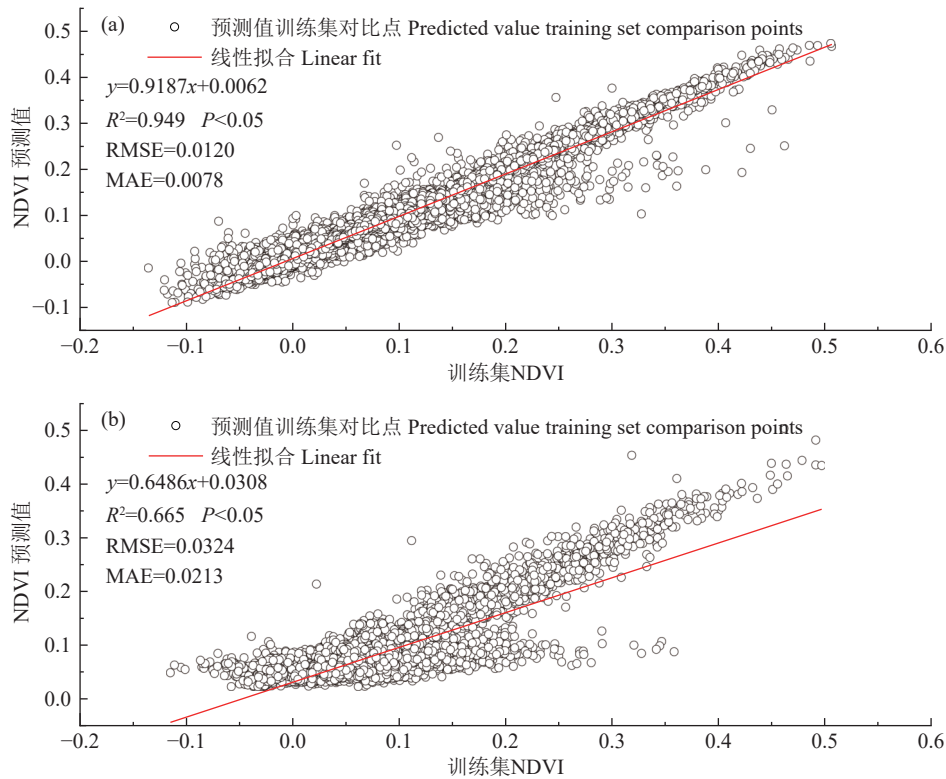


图 11 NDVI 观测值与回归值对比 RF 回归值(a)和 LSTM 回归值(b)
 Fig.11 Comparison of observed NDVI and regression values from RF regression values (a) and LSTM regression values (b)

型在 0.05~0.075 区域和 0.075~0.1 区域对数据拟合有明显的高估,尤其是 0.05~0.075 区域数据严重失真,仅有大于 0.2 区域数据拟合度较好。

3.3 环境评价

在区域尺度上,2000 年(均值 0.433)昆仑山

RSEI 数据中(图 13a),由差到好五个等级面积占比分别为 5.66%, 34.12%、49.21%、10.63%和 0%。2020 年(均值 0.524)昆仑山 RSEI 数据中(图 13b),由差到好五个等级面积占比分别为 2.81%、19.57%、43.06%、32.58%和 1.98%。2000—2020

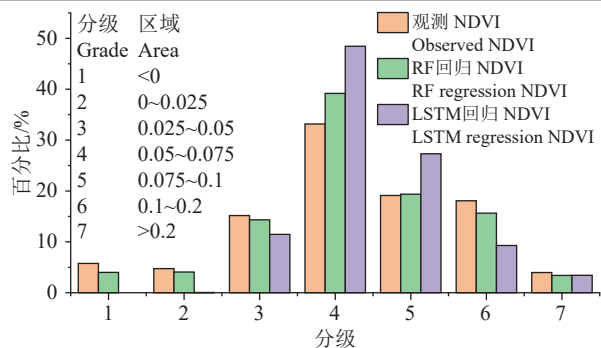


图 12 观测 NDVI、RF 回归和 LSTM 回归分级数据
Fig.12 Grouping comparison of observed NDVI and predicted values from RF and LSTM regression

年差、较差、中等、较好和好五个等级面积变化分别为-2.85%、-14.56%、-6.16%、21.95%和 1.62%，环境较差面积大幅减少，环境较好面积大幅增加，可见区域环境质量整体变好，且幅度较大。

昆仑山 2000—2020 年 RSEI 不同等级的变异系数来看，低波动、相对低波动、中波动、相对高波动和高波动面积而占比分别为 0.00%、1.58%、19.56%、35.35%和 43.51%，说明研究区 RSEI 变化存在明显的不稳定性(图 13c)。

对 2000—2020 年 RSEI 的 Sen 趋势度计算和

M-K 检验,可以体现昆仑山生态环境变化趋势。结果表明,昆仑山 RSEI 整体表现为上升趋势,上升和下降趋势的面积分别占 9.45%和 80.52%,无变化趋势面积占 10.03%。就增长趋势而言,显著增长面积和不显著增长面积分别为 14.41%和 66.11%。下降趋势中显著下降和不显著下降趋势分别为 0.07%和 9.38%(图 13d)。从空间分布来看,显著上升的区域主要分布在昆仑山北麓,显著下降的区域在昆仑山东部。

4 讨 论

研究结果表明,2000—2020 年昆仑山植被覆盖度持续增加。陈春波和李刚勇(2023)研究表明,昆仑山地区草地 NDVI 持续增长,区域 NDVI 也同样持续增长。苏红军和许仲林(2022)发现新疆南部昆仑山地区 2000—2015 年 NDVI 变化为昆仑山北麓 NDVI 显著上升,南部轻微减少。刘玉婷等(2022)、胡可可等(2023)研究表明,近 20 年昆仑山西部植被分盖度空间稳定性以相对较低的波动变化、中等波动变化为主。上述研究结果均支持本文的研究结果。前人研究中昆仑山地区植被自然资源变化归

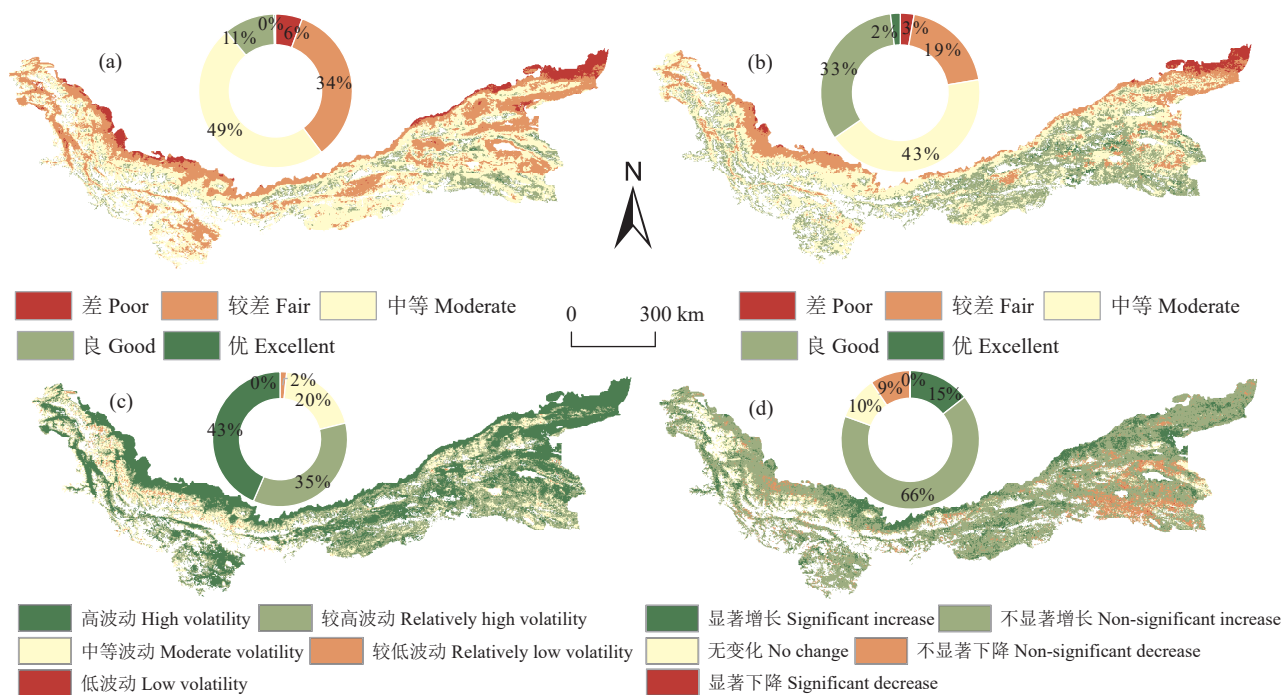


图 13 RSEI 空间分布 2000 年(a)、2020 年(b)、多年趋势分析(c)、多年变异系数(d)
Fig.13 Spatial distribution of RSEI values: In the year of 2000 (a), in the year of 2020 (b), multi-year trend (c) and coefficients of variation (d)

因分析主要以自然要素为主(程昕等, 2023; 刘荣华和李宝富, 2023), 本研究在此基础上引入了人为因素, 对昆仑山 NDVI 变化进行归因分析, 发现人类活动(经济、人口和基础设施建设等)确实是区域 NDVI 变化的重要影响因素。从土壤和地形因子的角度出发进行分析, 首先是区域内此类研究较少, 尤其是从断层角度出发尚未查找到有效资料。其次昆仑山地区地质条件复杂, 从此角度出发更能解释 NDVI 的区域变化理论。

本研究利用 Sen 趋势分析和 MK 显著性检验分析了 21 年来昆仑山植被的变化, 结果表明大部分地区的植被状况有所改善。从这个角度来看, 中国政府的森林保护和生态修复政策的实施是成功的(郑春燕等, 2022; 孟乘枫等, 2023)。利用变异系数分析昆仑山植被波动幅度, 研究区植被变化存在显著的空间差异特征, 低值区面积较大, 区域总体波动较小。利用赫斯特指数预测昆仑山植被覆盖状况的未来趋势, 虽然未来超过 80% 的植被面积将得到改善, 但 12.20% 的植被面积将会退化。值得注意的是, 虽然赫斯特指数已被广泛用于预测植被的变化趋势, 但它并不能确定未来植被将维持这种趋势多久。

本研究利用 GD 和机器学习方法, 试图找出影响区域植被覆盖度变化的主要影响因素。从 GD 的结果来看, DEM、GDP、Town、POP 和 Temp 都对区域 NDVI 有较强的解释力。自然因子的解释力明显强于人类活动因子, 但人类活动因子仍对区域碳储量有较强的解释力, 例如 GDP 更高, 人口更密集的城镇地区 NDVI 均值最高。RF 重要性计算虽然结果和 GD 略有不同, 但是解释力最强的 6 个因子都包含着自然因子和人类活动因子。因此, 可以得出昆仑山地区植被覆盖度的变化是由自然因素和人类活动因素共同塑造的, 自然因素和人类活动因素无法单独解释昆仑山地区植被覆盖度变化。使用 RF 和 LSTM 两种机器学习方法对 12 个因子进行回归拟合, 发现在 RF 中 12 个因子对昆仑山地区 NDVI 的回归拟合具有非常高的适用性, 且 RF 模型相较于 LSTM 模型更加适合昆仑山地区 NDVI 的回归拟合。赫斯特指数和变异系数分析的总体上升趋势与 RF 模型的最终趋势相同, 未来研究可以使用 RF 和赫斯特指数等对 NDVI 等数据进

行更精准的研究。

本研究从区域范围和全国范围对昆仑山 2000—2020 年生态环境进行评价, 昆仑山地区的生态环境质量有较大的提升, 生态环境质量上升的区域大于下降区域。在赫斯特指数和 RF 回归拟合的结果中, 在当前生态保护政策不变的情况下, 未来昆仑山地区的生态环境质量将持续向好的方向发展。

5 结 论

(1) 2000—2020 年昆仑山地区 NDVI 在时间上呈波动增加趋势, 空间上呈“西高东低、北高南低”的分布格局。地区植被覆盖整体表现为上升趋势, 上升趋势占 83%。显著上升区域为昆仑山东部和北麓, 显著下降区域为西部靠近帕米尔高原部分和西南部。地区变异系数介于 0.006~1.849, 存在显著的空间差异特征且以低波动为主。地区赫斯特指数平均值为 0.6056, 长记忆性区域占比为 87.80%, 未来 NDVI 应该持低速增长。

(2) RF 分析重要性最高的 4 个因子为 DEM、降水(Pre)、到城镇距离(Town)和 GDP, GD 解释力最强的 4 个因子为蒸散发(ET)、DEM、GDP 和人口(POP), 主要受 DEM、GDP 和 Town 控制。两种机器学习方法进行回归对比, 发现 RF 相较于 LSTM 更加适用于昆仑山地区。

(3) 昆仑山各要素不同等级的 NDVI 中, 1500~2000 m 高程区域均值最高(0.434); 东北方向(0.080)最高, 正南方向(0.069)最低; 距断层 15000~20000 m 处(0.312)最高, 1000~2000 m 处(0.116)最低; NDVI 大于 0 的地类中, 城镇用地(0.401)最高, 有林地(0.284)最低; 土地类型中重盐化冲积土(0.491)最高。

(4) RSEI 指数显示, 2000—2020 年昆仑山地区环境质量有较大的提升, 2000 年为均值为 0.433, 2020 年均值为 0.524。RSEI 指数上升面积占 80.52%, 但整体波动较大, 指数波动较大面积为 78.86%。昆仑山地区环境质量有较大的提升, 区域环境质量不稳定但是向好发展。

References

A Duo, Zhao Wenji, Gong Zhaoning, Zhang Min, Fan Yunbao. 2017.

- Temporal analysis of climate change and its relationship with vegetation cover on the north china plain from 1981 to 2013[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 37(2): 576–592 (in Chinese with English abstract).
- Aiwen X U, Taibao Y, Congqiang W, Qin J I. 2016. Remote sensing monitoring of glacier changes in the Kelching River basin, Karakoram Mountains, 1978–2015[J]. *Progress in Geography*, 35: 878–888.
- Bai Jianjun, Bai Jiangtao, Wang Lei. 2014. Spatio-temporal Change of Vegetation NDVI and Its Relations with Regional Climate in Northern Shaanxi Province in 2000—2010[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 34(7): 882–888 (in Chinese with English abstract).
- Bai Y, Yang Y, Jiang H. 2019. Intercomparison of AVHRR GIMMS3g, Terra MODIS, and SPOT-VGT NDVI Products over the Mongolian Plateau[J]. *Remote Sensing*, 11(17): 2030.
- Chen Chunbo, Li Gangyong. 2023. Temporal and spatial variation of grassland NDVI in Kunlun Mountains, Altun Mountains and its responses to temperature and precipitation from 1981 through 2020[J]. *Chinese Journal of Grassland*, 45: 13–25 (in Chinese with English abstract).
- Chen Yunhao, Li Xiaobing, Shi Peijun. 2001. Climate-driven analysis of land NDVI changes in China from 1983 to 1992[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 25(6): 716–720 (in Chinese with English abstract).
- Cheng Weiming, Zhou Chenghu, Chai Huixia, Zhao Shangmin, Li Bingyuan. 2009. Quantitative extraction and analysis of basic morphological types of land geomorphology in China[J]. *Journal of Geo-information Science*, 11(6): 725–736 (in Chinese with English abstract).
- Cheng Xin, Wang Xiaoyu, Cao Huairan, Zhang Chengjun. 2023. Application potential analysis of GDGTs temperature index in lakes on the Qinghai-Tibet Plateau: The case of Heihai Lake on Kunlun Mountain[J]. *Advances in Earth Science*, 38: 967–977 (in Chinese with English abstract).
- Chu H, Venevsky S, Wu C, Wang M. 2019. NDVI-based vegetation dynamics and its response to climate changes at Amur-Heilongjiang River Basin from 1982 to 2015[J]. *Science of The Total Environment*, 650: 2051–2062.
- Deng Y, Wang S, Bai X, Tian Y, Wu L, Xiao J, Chen F, Qian Q. 2018. Relationship among land surface temperature and LUCC, NDVI in typical karst area[J]. *Scientific Reports*, 8(1): 641.
- Fang W, Huang S, Huang Q, Huang G, Wang H, Leng G, Wang L, Guo Y. 2019. Probabilistic assessment of remote sensing-based terrestrial vegetation vulnerability to drought stress of the Loess Plateau in China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111290.
- Fu Yujia, Tan Changhai, Liu Xiaohuang, Sun Xingli, Yuan Zemin, Zheng Yiwen. 2022. Definition, classification, observation and monitoring of natural resources and their application in territorial planning and governance[J]. *Geology in China*, 49(4): 1048–1063 (in Chinese with English abstract).
- Gao Jun, Li Jie, Fu Jing, Bao Yanni, Ma Shitong, Li Weiyue, Guo Xin. 2021. Spatial patterns of ecoregions and protected areas in the Karakoram-Himalayan region[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 41: 912–923 (in Chinese with English abstract).
- Gao Peixing, Wang Xiuhua. 2011. Regional differences and influencing factors of rural financial exclusion in china: An empirical analysis based on interprovincial data[J]. *Journal of Agrotechnical Economics*, (4): 93–102 (in Chinese with English abstract).
- Gao W, Zheng C, Liu X, Lu Y, Chen Y, Wei Y, Ma Y. 2022. NDVI-based vegetation dynamics and their responses to climate change and human activities from 1982 to 2020: A case study in the Mu Us Sandy Land, China[J]. *Ecological Indicators*, 137: 108745.
- Geng W, Li Y, Zhang P, Yang D, Jing W, Rong T. 2022. Analyzing spatio-temporal changes and trade-offs/synergies among ecosystem services in the Yellow River Basin, China[J]. *Ecological Indicators*, 138: 108825.
- Guo Jianqiang, Wang Zhaoliang, He Xiaomin. 2016. Division and characteristics of Devonian strata in the Karakorum Mountains area in Xinjiang[J]. *Geology in China*, 43(3): 987–999 (in Chinese with English abstract).
- Hakkar N, Dhayal R, Debbouche A, Torres D F M. 2023. Approximate controllability of delayed fractional stochastic differential systems with mixed noise and impulsive effects[J]. *Fractal and Fractional*, 7(2): 104.
- Hmimina G, Dufrière E, Pontailier J Y, Delpierre N, Aubinet M, Caquet B, de Grandcourt A, Burban B, Flechard C, Granier A, Gross P, Heinesch B, Longdoz B, Moureaux C, Ourcival J M, Rambal S, Saint André L, Soudani K. 2013. Evaluation of the potential of MODIS satellite data to predict vegetation phenology in different biomes: An investigation using ground-based NDVI measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 132: 145–158.
- Hu Keke, He Jiancun, Zhao Jian, Ta Yier, Su Lidan. 2023. Spatial and temporal characteristics of ecological base flow in typical rivers at the northern slope of Kunlun Mountains in the past four decades[J]. *Journal of Changjiang River Scientific Research Institute*, 41(1): 44 (in Chinese with English abstract).
- Jin Kai, Wang Fei, Han Jianqiao, Shi Shangyu, Ding Wenbin. 2020. Contribution of climatic change and human activities to vegetation NDVI change over China during 1982–2015[J]. *Acta Geographica Sinica*, 75(5): 961–974 (in Chinese with English abstract).
- Ju J, Masek J G. 2016. The vegetation greenness trend in Canada and US Alaska from 1984–2012 Landsat data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 176: 1–16.
- Karevan Z, Suykens J A K. 2020. Transductive LSTM for time-series prediction: An application to weather forecasting[J]. *Neural Networks*, 125: 1–9.
- Li G, Sun S, Han J, Yan J, Liu W, Wei Y, Lu N, Sun Y. 2019. Impacts of Chinese Grain for Green program and climate change on vegetation in the Loess Plateau during 1982–2015[J]. *Science of The Total Environment*, 660: 177–187.
- Li H, Liu X, Zhao X, Zhang W, Liu J, Luo X, Wang R, Xing L. 2023. Contrasting effects of tectonic faults on vegetation growth along the elevation gradient in tectonically active mountains[J]. *Forests*,

- 14(12): 2336.
- Li S, Xu L, Jing Y, Yin H, Li X, Guan X. 2021. High-quality vegetation index product generation: A review of NDVI time series reconstruction techniques[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 105: 102640.
- Liu Hui. 2006. Regional inequality measurement: Methods and evaluations[J]. *Geographical Research*, (4): 710–718 (in Chinese with English abstract).
- Liu Ronghua, Li Baofu. 2023. Spatial-temporal variation characteristics of LST during 2000–2016 in the Karakoram–West Kunlun Mountains region[J]. *Journal of Qufu Normal University (Natural Science)*, 49(1): 10–17, 137 (in Chinese with English abstract).
- Liu Xianfeng, Pan Yaozhong, Zhu Xiufang, Li Shuangshuang. 2015. Spatiotemporal variation of vegetation coverage in Qinling–Daba Mountains in relation to environmental factors[J]. *Acta Geographica Sinica*, 70(5): 705–716 (in Chinese with English abstract).
- Liu Yuting, Zhang Qifei, Liu Jingshi, Guan Xianxiao, Meng Fanxue. 2022. Temporal and spatial characteristics of fractional vegetation coverage and its response to climatic factors in southern Xinjiang in recent 20 years: A case of Taxkorgan Tajik Autonomous County[J]. *Arid Land Geography*, 45(5): 1481–1489 (in Chinese with English abstract).
- Liu Y, Li Z, Chen Y, Li Y, Li H, Xia Q, Kayumba P M. 2022. Evaluation of consistency among three NDVI products applied to High Mountain Asia in 2000–2015[J]. *Remote Sensing of Environment*, 269: 112821.
- Martinez A D L I, Labib S M. 2023. Demystifying normalized difference vegetation index (NDVI) for greenness exposure assessments and policy interventions in urban greening[J]. *Environmental Research*, 220: 115155.
- Meng Chengfeng, Zhong Tao, Zheng Jianghua, Wang Nan, Liu Zexuan, Ren Xiangyuan. 2023. Analysis of temporal and spatial characteristics and driving forces of Kunlun glacial lakes[J]. *Arid Zone Research*, 40(7): 1094–1106 (in Chinese with English abstract).
- Peng W, Kuang T, Tao S. 2019. Quantifying influences of natural factors on vegetation NDVI changes based on geographical detector in Sichuan, western China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 233: 353–367.
- Pinzon J, Tucker C. 2014. A Non-Stationary 1981–2012 AVHRR NDVI3g Time Series[J]. *Remote Sensing*, 6(8): 6929–6960.
- Schonlau M, Zou R Y. 2020. The random forest algorithm for statistical learning[J]. *The Stata Journal*, 20(1): 3–29.
- Scornet E, Biau G, Vert J P. 2015. Consistency of random forests[J]. *The Annals of Statistics*, 43: 1716–1741.
- Sherstinsky A. 2020. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 404: 132306.
- Su Hongjun, Xu Zhonglin. 2022. Temporal and spatial dynamics analysis of vegetation index in Xinjiang from 2000 to 2015[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 61(10): 48–55,63 (in Chinese with English abstract).
- Tang Guoan, Song Jia. 2006. Comparison of slope classification methods in slope mapping from DEMs[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 20(2): 157–160 (in Chinese with English abstract).
- Tian F, Fensholt R, Verbesselt J, Grogan K, Horion S, Wang Y. 2015. Evaluating temporal consistency of long-term global NDVI datasets for trend analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 163: 326–340.
- Wang Jinfeng, Xu Chengdong. 2017. Geodetector: Principle and prospective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 72(1): 116–134 (in Chinese with English abstract).
- Wang Yao, Chen Ruisan, Guo Chihui, Xia Zilong. 2021. Changes of resource and environmental pattern of the Yellow River Basin in the past 40 years and suggestions on geological work[J]. *Geology in China*, 48(1): 1–20 (in Chinese with English abstract).
- Wang Y, Xu Y, Tabari H, Wang J, Wang Q, Song S, Hu Z. 2020. Innovative trend analysis of annual and seasonal rainfall in the Yangtze River Delta, eastern China[J]. *Atmospheric Research*, 231: 104673.
- Wen Z, Wu S, Chen J, Lü M. 2017. NDVI indicated long-term interannual changes in vegetation activities and their responses to climatic and anthropogenic factors in the Three Gorges Reservoir Region, China[J]. *Science of The Total Environment*, 574: 947–959.
- Xu Hanqiu. 2013a. Creation and application of urban remote sensing ecological index[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 33(24): 7853–7862 (in Chinese with English abstract).
- Xu Hanqiu. 2013b. A remote sensing index for assessment of regional ecological changes[J]. *China Environmental Science*, 33(5): 889–897 (in Chinese with English abstract).
- Xue Qiang, Zhang Maosheng, Dong Ying, Meng Xiaojie, Guo Xiaopeng, Feng Wei, Hong Bo, Wang Tao, Liu Wenhui, Tian Zhongying, Zhang Ge, Lu Na. 2023. Refinement risk identification of loess geo-hazards based on DEM and remote sensing——Taking Mizhi County in the Loess Plateau of Northern Shaanxi as an example[J]. *Geology in China*, 50(3): 926–942 (in Chinese with English abstract).
- Yan Wei, Liu Jingshi, Luo Guangming, Dong Kepeng, Lu Wei, Du Xinhao. 2014. Changes in snowpack area in the Yulongkashi River Basin of the West Kunlun Mountains from 2000 to 2013 based on MODIS data[J]. *Progress in Geography*, 33(3): 315–325 (in Chinese with English abstract).
- Yan Zhiyuan, Zhang Shengwei, Wang Yixuan. 2023. Spatiotemporal dynamics of vegetation coverage and climate response in Inner Mongolia during 1982–2021 based on GEE[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 39(15): 94–102 (in Chinese with English abstract).
- Yi Lang, Ren Zhiyuan, Zhang Chong, Liu Wen. 2014. Changes in vegetation cover on the Loess Plateau in relation to climate and human activities[J]. *Resources Science*, 36(1): 166–174 (in Chinese

- with English abstract).
- Yuan J, Liu X, Li H, Wang R, Luo X, Xing L, Wang C, Zhao H. 2023. Assessment of spatial-temporal variations of soil erosion in Hulunbuir Plateau from 2000 to 2050[J]. *Land*, 12(6): 1214.
- Zhang J, Xiao J, Tong X, Zhang J, Meng P, Li J, Liu P, Yu P. 2022a. NIRv and SIF better estimate phenology than NDVI and EVI: Effects of spring and autumn phenology on ecosystem production of planted forests[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 315: 108819.
- Zhang S, Bai X, Zhao C, Tan Q, Luo G, Cao Y, Deng Y, Li Q, Li C, Wu L, Wang J, Chen F, Xi H, Ran C, Liu M. 2022b. Limitations of soil moisture and formation rate on vegetation growth in karst areas[J]. *Science of The Total Environment*, 810: 151209.
- Zheng Chunyan, Liang Junhong, Wang Jian. 2022. The impact of climate and land use on the spatio-temporal changes of NDVI of China-Pakistan Economic Corridor[J]. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 38(9): 1147-1156 (in Chinese with English abstract).
- Zheng Yiwen, Li Fujie, Liu Xiaohuang, Chang Ming, Zhao Honghui, Lai Ming, Zhang Zifan. 2022. Temporal and spatial variation of natural resources and their ecological environment effects in Northeast China in the past 30 years under the background of industrialization[J]. *Geology in China*, 49(5): 1361-1373 (in Chinese with English abstract).
- Zhu L, Meng J, Zhu L. 2020. Applying geodetector to disentangle the contributions of natural and anthropogenic factors to NDVI variations in the middle reaches of the Heihe River Basin[J]. *Ecological Indicators*, 117: 106545.
- 阿多, 赵文吉, 官兆宁, 张敏, 范云豹. 2017. 1981—2013 华北平原气候时空变化及其对植被覆盖度的影响[J]. *生态学报*, 37(2): 576-592.
- 白建军, 白江涛, 王磊. 2014. 2000—2010 年陕北地区植被 NDVI 时空变化及其与区域气候的关系[J]. *地理科学*, 34(7): 882-888.
- 陈春波, 李刚勇. 2023. 1981—2020 年昆仑山阿尔金山草地 NDVI 时空变化及其对气温、降水的响应[J]. *中国草地学报*, 45: 13-25.
- 陈云浩, 李晓兵, 史培军. 2001. 1983—1992 年中国陆地 NDVI 变化的气候因子驱动分析[J]. *植物生态学报*, 25(6): 716-720.
- 程维明, 周成虎, 柴慧霞, 赵尚民, 李炳元. 2009. 中国陆地地貌基本形态类型定量提取与分析[J]. *地球信息科学学报*, 11(6): 725-736.
- 程昕, 王小雨, 曹怀仁, 张成君. 2023. GDGTs 温度指标在青藏高原湖泊的应用潜力分析——以昆仑山黑海为例[J]. *地球科学进展*, 38: 967-977.
- 付宇佳, 谭昌海, 刘晓煌, 孙兴丽, 袁泽民, 郑艺文. 2022. 自然资源定义、分类、观测监测及其在国土规划治理中的应用[J]. *中国地质*, 49(4): 1048-1063.
- 高峻, 李杰, 付晶, 鲍燕妮, 马施彤, 李巍岳, 郭鑫. 2021. 喀喇昆仑山—喜马拉雅山脉生态区类型与保护地空间分布格局[J]. *生态学报*, 41: 912-923.
- 高沛星, 王修华. 2011. 我国农村金融排斥的区域差异与影响因素——基于省际数据的实证分析[J]. *农业技术经济*, (4): 93-102.
- 郭建强, 王照亮, 何小敏. 2016. 新疆喀喇昆仑山地区泥盆纪地层划分与特征[J]. *中国地质*, 43(3): 987-999.
- 胡可可, 何建村, 赵健, 塔依尔, 苏里坦. 2023. 近 40a 昆仑山北麓典型河流生态基流时空特征分析[J]. *长江科学院院报*, 41(1): 44.
- 金凯, 王飞, 韩剑桥, 史尚渝, 丁文斌. 2020. 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*, 75(5): 961-974.
- 刘慧. 2006. 区域差异测度方法与评价[J]. *地理研究*, (4): 710-718.
- 刘荣华, 李宝富. 2023. 2000—2016 年喀喇昆仑—西昆仑山地表温度时空变化特征[J]. *曲阜师范大学学报(自然科学版)*, 49(1): 10-17, 137.
- 刘宪锋, 潘耀忠, 朱秀芳, 李双双. 2015. 2000—2014 年秦巴山区植被覆盖时空变化特征及其归因[J]. *地理学报*, 70(5): 705-716.
- 刘玉婷, 张齐飞, 刘景时, 关含笑, 孟凡雪. 2022. 近 20 a 新疆南部植被覆盖度时空特征及对气候因素的响应——以塔什库尔干塔吉克自治县为例[J]. *干旱区地理*, 45(5): 1481-1489.
- 孟乘枫, 仲涛, 郑江华, 王南, 刘泽轩, 任祥源. 2023. 昆仑山冰湖分布时空特征及驱动力[J]. *干旱区研究*, 40(7): 1094-1106.
- 苏红军, 许仲林. 2022. 2000—2015 年新疆植被指数的时空动态分析[J]. *湖北农业科学*, 61(10): 48-55, 63.
- 汤国安, 宋佳. 2006. 基于 DEM 坡度图制图中坡度分级方法的比较研究[J]. *水土保持学报*, 20(2): 157-160.
- 王劲峰, 徐成东. 2017. 地理探测器: 原理与展望[J]. *地理学报*, 72(1): 116-134.
- 王尧, 陈睿山, 郭迟辉, 夏子龙. 2021. 近 40 年黄河流域资源环境格局变化分析与地质工作建议[J]. *中国地质*, 48(1): 1-20.
- 徐涵秋. 2013a. 城市遥感生态指数的创建及其应用[J]. *生态学报*, 33(24): 7853-7862.
- 徐涵秋. 2013b. 区域生态环境变化的遥感评价指数[J]. *中国环境科学*, 33(5): 889-897.
- 薛强, 张茂省, 董英, 孟晓捷, 郭小鹏, 冯卫, 洪勃, 王涛, 刘文辉, 田中英, 张戈, 卢娜. 2023. 基于 DEM 和遥感的黄土地质灾害精细化风险识别——以陕北黄土高原区米脂县为例[J]. *中国地质*, 50(3): 926-942.
- 颜伟, 刘景时, 罗光明, 董克鹏, 卢巍, 杜新豪. 2014. 基于 MODIS 数据的 2000—2013 年西昆仑山玉龙喀什河流域积雪面积变化[J]. *地理科学进展*, 33(3): 315-325.
- 闫志远, 张圣微, 王怡璇. 2023. 基于 GEE 的 1982—2021 年内蒙古地区植被覆盖度时空动态及气候响应特征[J]. *农业工程学报*, 39(15): 94-102.
- 易浪, 任志远, 张翀, 刘雯. 2014. 黄土高原植被覆盖变化与气候和人类活动的关系[J]. *资源科学*, 36(1): 166-174.
- 郑春燕, 梁俊红, 王建. 2022. 中巴经济走廊归一化植被指数 (NDVI) 时空变化及影响因素分析[J]. *生态与农村环境学报*, 38(9): 1147-1156.
- 郑艺文, 李福杰, 刘晓煌, 常铭, 赵宏慧, 赖明, 张子凡. 2022. 工业化背景下 30 年来中国东北地区自然资源时空变化及其生态环境效应[J]. *中国地质*, 49(5): 1361-1373.

附中文参考文献