

基于 GEE 的关中平原城市群植被时空演变及影响因素

靳紫含, 赵安周, 相恺政, 田新乐, 张向蕊

(河北工程大学 矿业与测绘工程学院, 河北 邯郸 056038)

摘要: [目的] 探究 2000—2020 年关中平原城市群植被时空变化特征及驱动因素, 为区域生态文明建设提供科学指导。[方法] 基于 Google Earth Engine(GEE)云平台, 利用 2000—2020 年 Landsat 影像计算得到的增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI), 结合趋势分析、热点分析、地理探测器模型等方法分析了关中平原城市群年最大 EVI(EVI_{max})变化格局及驱动因素。[结果] ①2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 整体呈上升趋势, 未发生变化的土地利用/覆盖类型年 EVI_{max} 值均呈波动上升趋势, 其中草地的上升速率最大。②空间上, 关中平原城市群年 EVI_{max} 值呈由南向北递减的趋势, 高值区主要位于南部的秦岭山地。趋势分析结果表明年 EVI_{max} 呈显著上升和显著下降的面积分别为 70.16% 和 3.61%。③年 EVI_{max} 的空间集聚特征表现为热点和冷点数量呈轻微下降和显著下降趋势, 冷点区域逐渐转化为次冷点或次热点区域。④降水是影响关中平原城市群年 EVI_{max} 空间分布的最主要因素, 各影响因素的交互作用为非线性增强或双因子增强。[结论] 关中平原城市群 2000—2020 年植被总体呈上升趋势, 降水对植被的影响起主导作用。

关键词: Google Earth Engine; 关中平原城市群; 增强型植被指数(EVI); 时空演变; 地理探测器

文献标识码: A

文章编号: 1000-288X(2023)02-0164-09

中图分类号: X87, P237

文献参数: 靳紫含, 赵安周, 相恺政, 等. 基于 GEE 的关中平原城市群植被时空演变及影响因素[J]. 水土保持通报, 2023, 43(2): 164-172. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2023.02.020; Jin Zihan, Zhao Anzhou, Xiang Kaizheng, et al. Temporal and spatial evolution and driving factors of vegetation index in Guanzhong Plain urban agglomeration based on GEE [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2023, 43(2): 164-172.

Temporal and Spatial Evolution and Driving Factors of Vegetation Index in Guanzhong Plain Urban Agglomeration Based on GEE

Jin Zihan, Zhao Anzhou, Xiang Kaizheng, Tian Xinle, Zhang Xiangrui

(School of Mining and Geomatics Engineering, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

Abstract: [Objective] The temporal and spatial variation characteristics and driving factors of vegetation in the Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020 were studied in order to provide scientific guidance for the construction of regional ecological civilization. [Methods] Based on the Google Earth Engine (GEE) cloud platform, we used the enhanced vegetation index (EVI) data calculated from Landsat images from 2000 to 2020 combined with trend analysis, hot spot analysis, geographic detector model, and other methods to analyze the change pattern and driving factors of the annual maximum EVI (EVI_{max}) in the Guanzhong Plain urban agglomeration. [Results] ① Annual EVI_{max} showed a significant upward trend in the Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020. Annual EVI_{max} values for the unchanged land use/cover types showed a fluctuating upward trend, among which the rate of increase for grassland was the largest. ② Spatially, the EVI_{max} values showed a decreasing trend from south to north, and the high-value areas were mainly located in the Qinling Mountains in the southern Guanzhong Plain urban agglomeration. Trend analysis results showed that the areas where the annual EVI_{max} increased and decreased significantly accounted for 70.16% and 3.61%, respectively, of the total area. ③ The spatial agglomeration characteristics

收稿日期: 2022-08-18

修回日期: 2022-09-08

资助项目: 国家自然科学基金项目“黄土高原城镇化—生态环境反馈机制及动态模拟”(42171212)

第一作者: 靳紫含(1999—), 男(汉族), 河北省保定市人, 硕士研究生, 研究方向为城市生态遥感。Email: jzh1872211693@163.com。

通讯作者: 赵安周(1985—), 男(汉族), 河北省邯郸市人, 副教授, 硕士生导师, 主要从事城市扩张对生态环境的影响方面的研究。Email: zha-anzhou@126.com。

of annual EVI_{max} showed that the number of hot and cold spots showed a slight decrease and a significant downward trend, and the cold spots gradually transformed into sub-cold or sub-hot spots. ④ Precipitation was the most important factor affecting the spatial distribution of EVI_{max} in the Guanzhong Plain urban agglomeration, and the interaction of each influencing factor was characterized as nonlinear enhancement or two-factor enhancement. [Conclusion] The vegetation of the Guanzhong Plain urban agglomeration showed an overall upward trend from 2000 to 2020, and annual precipitation was an important factor that determined vegetation growth status.

Keywords: Google Earth Engine (GEE); Guanzhong Plain urban agglomeration; enhanced vegetation index (EVI); space-time evolution; hot spot analysis; geographic detector

植被是陆地生态系统中重要的组成成分,在全球大气圈、土壤圈和水圈的物质循环和能量流动中起关键作用^[1-3]。全球气候的变暖和人类活动的加剧对植被生态系统的影响越加显著,目前的研究表明过去 30 a 期间全球超过 50% 的植被区域呈现显著增加的趋势^[4]。但在局部区域,尤其是城市扩张显著的区域植被呈退化的趋势^[5]。因此,及时掌握植被动态变化及影响因素对区域生态保护和高质量发展具有重要的意义。当前国内外学者针对不同的时空尺度,利用归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)^[6]、增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)^[7]、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)^[8]以及绿度植被指数(green vegetation index, GVI)等^[9]众多遥感产品对植被的时空演变及影响因素展开了相关研究工作。Piao 等^[4]利用 NDVI, EVI 等多种植被指数分析了全球植被的变化及影响因素,认为在全球尺度 CO_2 的施肥效应是全球植被变绿的主要驱动因子之一;在区域尺度上,王治国等^[10]认为 2000—2017 年关中平原城市群 NDVI 呈显著上升的趋势,气温、降水和 GDP (gross domestic product) 对植被的影响较为明显。众多植被指数中, EVI 由于对高植被覆盖区较为敏感且可以减少土壤背景值和大气的影响,因此被广泛应用在城市及其周边等的植被监测研究中。如 Yao 等^[11]利用 MODIS-EVI 数据分析了非洲大陆 59 个主要城市的植被变化,认为大部分城市的 EVI 呈显著下降的趋势;樊艺等^[12]利用 MODIS-EVI 分析了 2000—2020 年秦巴山区植被变化,认为该地区植被呈明显改善的趋势,降水对 EVI 的影响高于气温。应当指出的是,目前研究采用的 EVI 数据多为 500 m 或 1 km 空间分辨率数据产品,无法精确反映区域的植被活动。虽然也有研究利用 Landsat 数据计算了 30 m 空间分辨率的 EVI,但受本地计算性能的限制,多集中在单个城市或面积较小的区域^[13],缺乏城市群尺度的研究。谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)平台的出现为海量遥感数据的快速处

理分析提供了前所未有的发展机遇,利用该平台可以处理和分析大型地理空间数据集^[14],目前 GEE 已被广泛应用在大尺度的植被监测、土地利用/覆盖分类以及气候变化等诸多领域^[15-17]。

关中平原城市群地处黄河流域中部,是亚欧大陆的重要节点及生态敏感区^[18]。自丝绸之路经济带提出以来,该城市群在引领中国中西部发展中扮演了关键的角色,但同时也面临城市植被退化等诸多生态环境问题。虽然已有学者对该地区植被进行了研究,但多是基于 MODIS 等植被指数产品,无法从精细空间尺度上刻画该城市群植被的变化^[10]。鉴于此,本文基于 GEE 平台的 Landsat 影像计算关中平原城市群 2000—2020 年的 EVI,全面分析该城市群植被的时空变化特征及影响因子,旨在提高学界对关中平原城市群植被变化特征的最新认识。

1 数据和方法

1.1 研究区概况

关中平原城市群地处中国内陆中心,位于 $33^{\circ}52'—36^{\circ}57'N, 104^{\circ}35'—112^{\circ}34'E$,总面积约 $1.07 \times 10^5 \text{ km}^2$,包括西安市、宝鸡市、咸阳市、渭南市、杨凌农业高新技术产业示范区和天水市全部地区以及商洛市、运城市、临汾市和平凉市的部分地区。其地势西部高,中东部低,海拔起伏较大,在 234~3 648 m 之间。气候类型属温带季风气候,四季分明,夏季炎热多雨,冬季寒冷干燥,多年平均气温 $6 \sim 13 \text{ }^{\circ}\text{C}$,年降水量为 $500 \sim 900 \text{ mm}$ ^[10]。土地利用/覆被类型以森林、耕地和草地为主,占区域总面积的 90% 以上。

1.2 数据来源

1.2.1 Landsat 数据 通过 GEE 云计算平台(<https://earthengine.google.com>)在线访问 Landsat Surface Reflectance 系列数据,该数据集空间分辨率为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$,时间分辨率为 16 d,且已经过大气校正和辐射校正等预处理。在 GEE 平台筛选出 2000—2020 年关中平原城市群的 Landsat 数据(其中 Landsat 5 共 1 687 景, Landsat 7 共 132 景和 Landsat 8 共

1 374 景),各年份所用 Landsat 数据如图 1 所示。所有影像进行去云和裁剪等处理,并进一步计算其 EVI。为进一步消除云、大气及太阳高度角的部分干扰^[19-20],基于最大值合成法获取逐年最大 EVI (EVI_{max})数据,形成 2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 数据集。

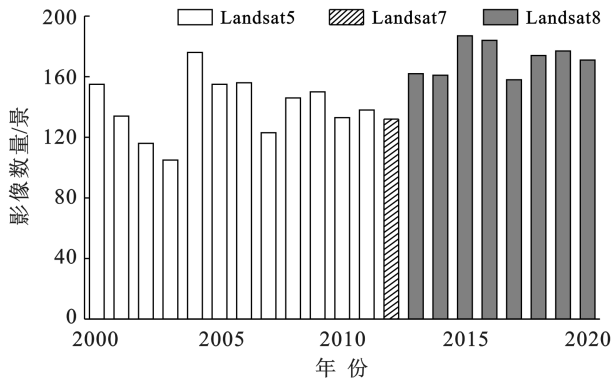


图 1 各年份所用 Landsat 影像数量

Fig.1 The number of Landsat images used in each year

1.2.2 其他数据 2000—2020 年气温和降水数据源于国家地球系统科学数据共享服务平台 (<http://www.geodata.cn/>),该数据是据 CRU 发布全球 0.5° 气候数据以及 WorldClim 发布的全球高分辨率气候数据,通过 Delta 空间降尺度方案在中国地区降尺度生成,空间分辨率为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ ^[21]。2000, 2005, 2010, 2015 和 2020 年的土地利用/覆盖数据源自中国科学院资源环境科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn/>),数据生产制作是以各期 Landsat TM/ETM 遥感影像为主要数据源,通过人工目视解译生成,空间分辨率为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 。人口数据采用 GEE 平台上的全球人口栅格数据 (https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/WorldPop_GP_100_m_pop),空间分辨率为 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 。GDP 数据源自中国科学院资源环境数据云平台 (<https://www.resdc.cn/>),该数据是在全国分县 GDP 统计数据的基础上,综合考虑人类活动密切相关的土地利用类型、夜间灯光亮度、居民点密度数据与 GDP 的空间互动规律,通过空间插值生成的空间栅格数据,其空间分辨为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$,该数据集目前只更新到 2019 年,故本文用 2019 年 GDP 数据来代替 2020 年数据。高程数据来自中国科学院资源科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn/>),空间分辨率为 $250\text{ m} \times 250\text{ m}$,依据 DEM 数据计算得到坡度数据。

1.3 研究方法

1.3.1 趋势分析 采用 Theil-Sen median 趋势分析

与 Mann-Kendall 检验相结合的方法判断长时间序列数据的趋势及变化的显著性^[22]。其中,Theil-Sen median 趋势分析是一种稳健的非参数统计的趋势计算方法,优点是不需要样本遵从一定的分布,并且不受异常值的干扰,通过计算序列的中值可以很好地减少噪声的干扰^[23]。其计算公式为:

$$\beta = \text{median} \left(\frac{EVI_{max,i} - EVI_{max,j}}{i - j}, \forall i < j \right) \quad (1)$$

式中: i, j 为时间序数; $EVI_{max,i}, EVI_{max,j}$ 为第 i 和 j 时间的 EVI_{max} 值;当 $\beta > 0$ 时,表明 EVI_{max} 呈上升趋势;反之,则呈现出下降趋势。Mann-Kendall 趋势检验属于非参数的时间序列趋势检验方法,可以减少数据异常值的影响^[24-26],由于其简单实用的优点已被广泛使用在气象、水文和植被变化的序列趋势检验中^[27-29]。本文采用该方法计算 2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 变化的显著性,具体计算方法可以参考文献^[30-31]。

1.3.2 时空热点分析 为了探究关中平原城市群年 EVI_{max} 的空间分布,采用热点分析来研究其空间聚集和变化规律特征。该方法采用局部空间自相关探究区域要素聚集特征,可以衡量固定距离范围内要素的空间相关性,准确地推测出聚集区域的中心^[32]。只有本身为高值(低值),且邻近像素同样为高值(低值)的点,才会成为具有显著统计意义的热点(冷点)。具体计算公式为:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n \omega_{i,j} \chi_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n \omega_{i,j}}{s \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n \omega_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n \omega_{i,j})^2}{n-1}}} \quad (2)$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (3)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - \bar{x}^2} \quad (4)$$

式中: x_j 是要素 j 的属性值; $\omega_{i,j}$ 是要素 i, j 间的空间权重; n 为要素总个数; \bar{X} 是属性值的平均值; G_i^* 是 z 得分,其值大小表明高值与低值的空间分布聚集特征。

1.3.3 地理探测器 地理探测器是一种探测和利用空间分异性进行统计的分析工具。它能探测各因子对模型的贡献率,进而揭示其背后驱动力,提取有用的空间关联规则^[33]。目前已被广泛应用于植被覆盖变化、土地利用以及探测环境污染等方面^[34]。本文使用该方法来研究关中平原城市群年 EVI_{max} 演变驱动力的空间分异特征。

(1) 因子探测模型。主要通过因子解释力的大小来衡量各因子对关中平原城市群年 EVI_{max} 空间分异的影响程度。

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (5)$$

式中: q 表示因子对年 EVI_{max} 的解释力; $h = 1, 2, \dots$; L 为年 EVI_{max} 影响因子的分层; $N_h, N, \sigma_h^2, \sigma^2$ 分别

表示影响因子在类型 h 内以及整个研究区内的样本数和方差。 q 的值域为 $[0, 1]$, q 值越大, 表示影响因子对关中城市群年 EVI_{max} 空间分布的解释力越强, 反之则越弱。

(2) 交互作用探测模型。用于识别不同因子 X (年降水量、年均温、土地利用、人口、GDP、坡度、高程) 间的双因子交互作用对 $Y(EVI_{max})$ 的空间分异解释力, 其判断依据详见表 1。

表 1 双因子交互作用结果类型

Table 1 Types of two-factor interaction results

判断依据	交互作用类型
$q(X_1 \cap X_2) < \min[q(X_1), q(X_2)]$	非线性减弱
$\min[q(X_1), q(X_2)] < q(X_1 \cap X_2) < \max[q(X_1), q(X_2)]$	单因子非线性减弱
$q(X_1 \cap X_2) > \max[q(X_1), q(X_2)]$	双因子增强
$q(X_1 \cap X_2) = q(X_1) + q(X_2)$	独立
$q(X_1 \cap X_2) > q(X_1) + q(X_2)$	非线性增强

注: X_1 与 X_2 表示影响因子。

(3) 生态探测模型。利用 F 统计量来衡量影响因子 X_1 和 X_2 (及更多 X) 对年 EVI_{max} 的空间分布影响是否存在显著差异。

$$F = \frac{N_{X_1} \times (N_{X_2} - 1) \times SSW_{X_1}}{N_{X_2} \times (N_{X_1} - 1) \times SSW_{X_2}} \quad (6)$$

$$SSW_{X_1} = \sum_{h=1}^{L_1} N_h \sigma_h^2, SSW_{X_2} = \sum_{h=1}^{L_2} N_h \sigma_h^2 \quad (7)$$

式中: $N_{X_1}, N_{X_2}, L_1, L_2$ 及 SSW_{X_1}, SSW_{X_2} 分别表示两个因子 X_1 和 X_2 的样本数、分层数以及所分层的层内方差之和。

2 结果与分析

2.1 总体变化特征

2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 呈波动增加趋势(图 2), 其值由 2000 年的 0.404 上升到 2020

年的 0.531, 增速为 $0.542\%/a$ ($p < 0.01$), 其中最大值和最小值分别出现在 2020 年 (0.531) 和 2001 年 (0.401)。从不同阶段来看, 2000—2006 年以及 2008—2012 年其年 EVI_{max} 值增速较快, 其增加速率分别达到 $1.607\%/a$ ($p < 0.01$) 和 $1.512\%/a$ ($p < 0.01$); 2006—2009 年该城市群年 EVI_{max} 值呈显著下降的趋势 ($slope = -1.253\%/a, p < 0.01$), 主要是由于这几年降水减少引发的较大规模干旱事件^[35]。同时, 本文进一步分析了 2000—2020 年期间未发生变化的土地利用/覆盖类型(耕地、林地、草地和建设用)年 EVI_{max} 变化趋势(图 2), 整体来看, 4 种土地利用类型的年 EVI_{max} 值均呈显著上升趋势, 其增速别为 $0.496\%/a, 0.457\%/a, 0.661\%/a$ 和 $0.308\%/a$, 其中草地的增加速率最快。

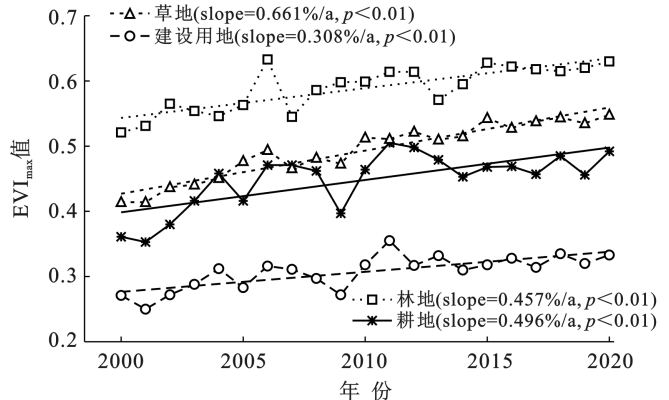
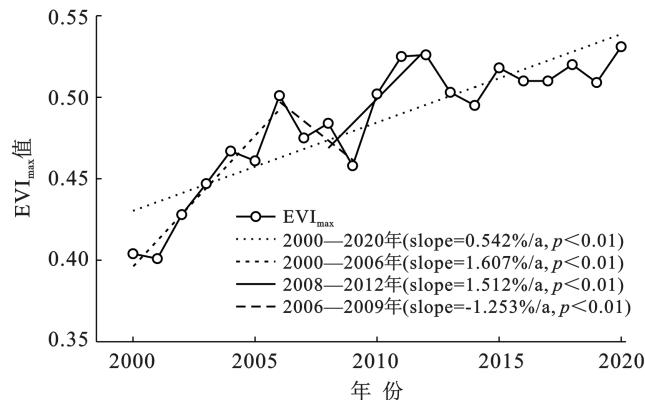


图 2 关中平原城市群 2000—2020 年年 EVI_{max} 变化趋势和不同土地利用类型年 EVI_{max} 变化趋势

Fig.2 The annual EVI_{max} change trend of the Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020 and the annual EVI_{max} change trend of different land use types

2.2 空间格局特征

图 3 显示了 2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 均值的空间分布。从图 3 可以看出,关中平原城市群年 EVI_{max} 均值由南向北呈递减的趋势,大部分

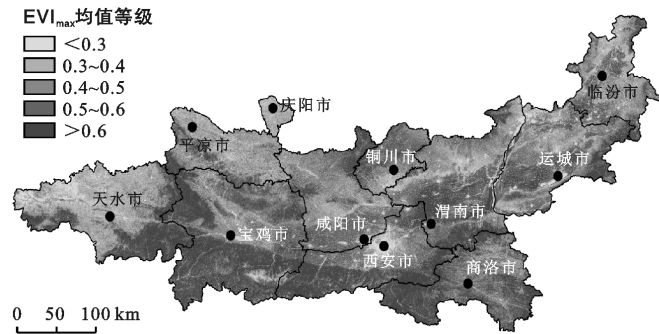
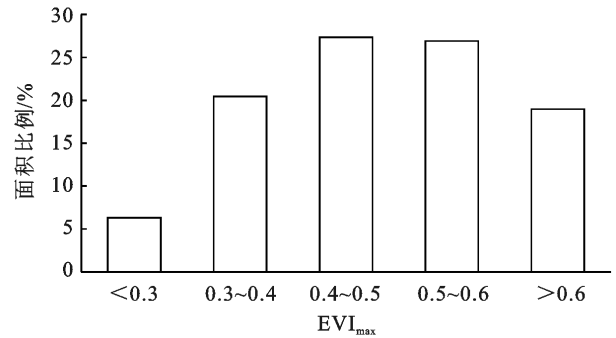


图 3 关中平原城市群 2000—2020 年 EVI_{max} 均值空间分布及不同等级 EVI_{max} 均值比例

Fig.3 The spatial distribution of the mean value of EVI_{max} and the proportion of mean values of EVI_{max} at different levels in the Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020

地区 EVI_{max} 均值较高。其中 $EVI_{max} > 0.50$ 的面积占区域总面积的 45.89%, 主要分布在南部的秦岭山区。 $EVI_{max} < 0.30$ 的面积仅占区域总面积的 6.32%, 主要分布在西安、宝鸡等城市的周边地区。



从变化趋势的空间分布来看(图 4), 关中平原城市群有 88.38% 的区域年 EVI_{max} 值呈增加趋势, 其中呈显著增加 ($p < 0.05$) 的区域占比达 70.16%, 这主要得益于国家退耕还林还草政策的实施以及人们保护生态环境观念的转变; 而年 EVI_{max} 呈显著减小

($p < 0.05$) 的区域仅占总面积的 3.61%, 主要集中在西安, 渭南, 运城等城市的周边地区, 这些地区城市发展迅速, 城市面积不断扩大, 城市周边的一些耕地、林地和草地等转换为建设用地, 破坏了城市周边原有的植被, 导致其年 EVI_{max} 显著减小。

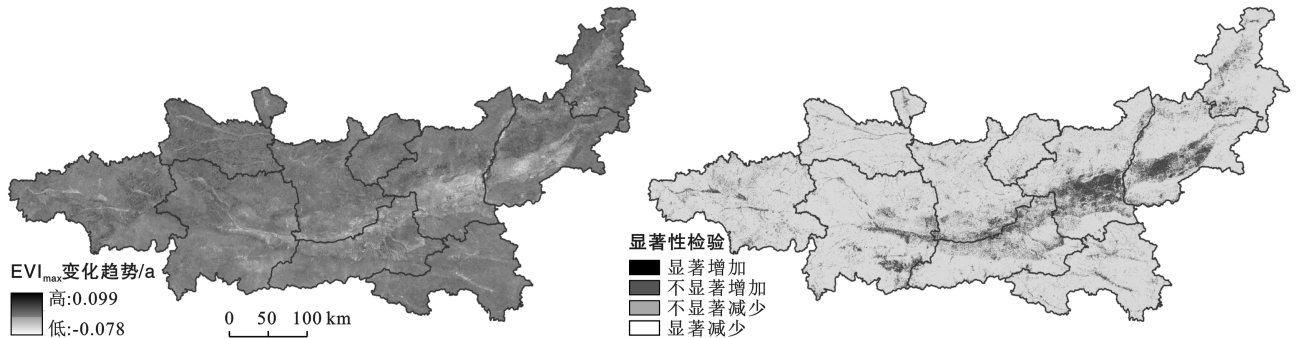


图 4 关中平原城市群 2000—2020 年年 EVI_{max} 变化趋势及显著性检验

Fig.4 Change trend and significance test of EVI_{max} in Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020

2.3 空间集聚特征

将关中平原城市群渔网大小设为 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$, 共计 153 199 个点, 按自然间断点法把热点分析结果分为冷点、次冷点、次热点和热点 4 类(图 5)。从图中可以看出, 关中平原城市群年 EVI_{max} 的热点区域主要分布在南部, 尤其在宝鸡、西安的南部以及商洛的西南部等地空间集聚特征更为明显, 这些区域地形和气候较为适宜林地等植被生长, 年 EVI_{max} 的值较高。2000, 2005, 2010, 2015 和 2020 年热点网格数量分别为 49 977, 53 618, 51 114, 47 702 和 42 990, 整体

呈现轻微下降的趋势。冷点网格数量分别为 49 977, 44 124, 43 665, 39 074 和 33 371, 整体呈现明显下降趋势, 尤其天水、平凉、运城、铜川市等地区冷点数量下降明显。年 EVI_{max} 的次冷点和次热点均呈上升的趋势, 其中次冷点区域由 2000 年的 12 627 个网格点上升到 2020 年的 15 373 个网格点; 次热点网格数量由 2000 年的 43 423 上升到 2020 年的 61 369。从冷热点转换来看, 冷点转变为次热点或次冷点的区域主要集中在天水、宝鸡、铜川、临汾市及其周边地区。

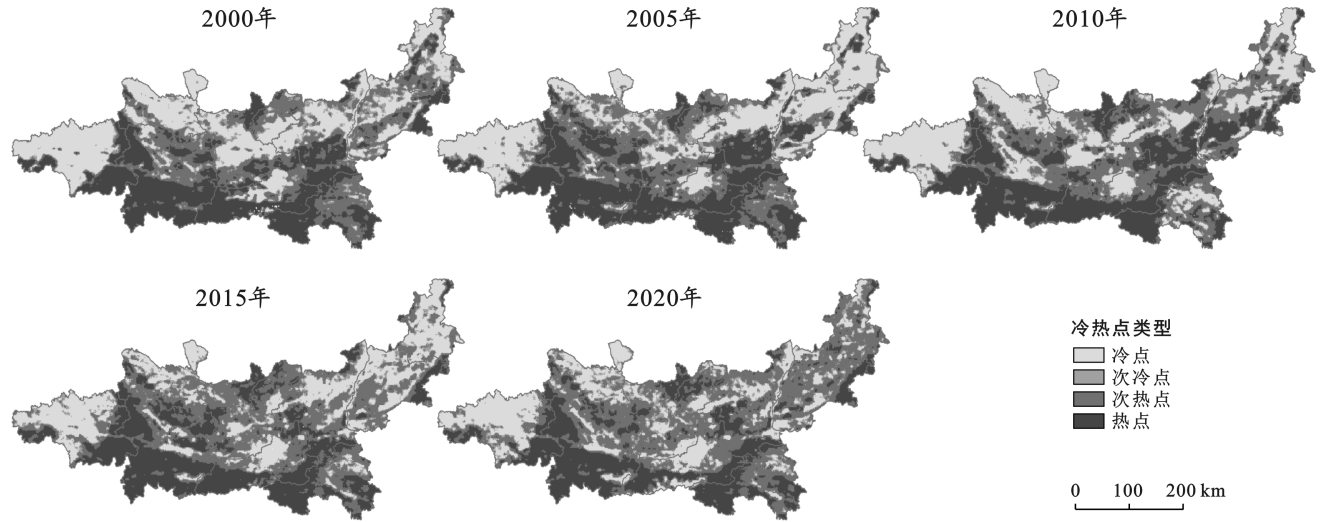


图 5 关中平原城市群空间冷热点分布图

Fig.5 Distribution map of spatial cold and hot spots of urban agglomeration in Guanzhong Plain

2.4 影响因素分析

鉴于 2000—2020 年关中平原城市群年 EVI_{max} 的空间分布具有较强的异质性,利用地理探测器探究降水(Pre)、气温(Tem)、高程(DEM)和坡度(slope)等自然因子以及人口数量(Pop)、GDP 值、土地利用(LU)等人文因素对 EVI_{max} 的差异性^[36-38]。

2.4.1 单因子探测 综合来看各年份的结果,Pre 对年 EVI_{max} 的解释力最强,其 q 值在 0.114~0.278 之间,最大值出现在 2000 年,随着时间推移 q 值在逐年减小,表明其影响力在渐渐减弱;LU 因子次之,其 q 值在 0.103~0.137 之间,最大值出现在 2015 年。Pop 和 GDP 对年 EVI_{max} 的影响在所有因素中是最小的,但均呈上升趋势,表明人类活动对植被的影响力日益增大。DEM 和 slope 的 q 值较小,对年 EVI_{max} 的影响较小(表 2)。

表 2 关中平原城市群 2000—2020 年单因子探测 q 值结果Table 2 The q -value results of the single-factor detection of the urban agglomeration in the Guanzhong Plain from 2000 to 2020

因素	2000 年	2005 年	2010 年	2015 年	2020 年
Tem	0.094	0.082	0.059	0.102	0.049
Pre	0.278	0.225	0.175	0.132	0.114
Pop	0.020	0.033	0.052	0.081	0.072
GDP	0.027	0.044	0.032	0.038	0.045
LU	0.132	0.112	0.103	0.137	0.103
DEM	0.073	0.081	0.047	0.102	0.048
slope	0.105	0.080	0.087	0.105	0.065

注:逐年各因子 q 值的 P 检验值均小于 0.01。

2.4.2 因子交互探测 交互探测的结果表明,关中平原城市群年 EVI_{max} 空间分异特征的形成并非只受一

个因子的影响,而是多因子共同作用的结果(图 6)。双因子交互作用对年 EVI_{max} 空间分布的影响力大于单因子作用,因子交互作用呈现非线性增强或双因子协同增强作用。就解释力而言,Pre 与其余因子的交互作用解释力最强,其次是 LU 与其余因子的交互作用,其中 2000 年时 Pre 与各因子的交互作用最为明显,解释力均在 30% 以上,但随着时间的增加,Pre 与各因子的交互作用在下降,到 2020 年降到最低(图 6);LU 与各因子的交互作用在 2000 年和 2015 年时的值比较高,除去与 Pre 的作用外,与其他各因子的解释力基本在 16%~21% 之间。Pop, GDP, DEM 及 slope 之间的交互作用较小,其中最小的为 2020 年时 DEM 和 Tem 的交互探测,解释力仅为 7%。总体来看,各驱动因子对年 EVI_{max} 空间分布的影响具有相互增强的效应。

3 讨论

本文基于 GEE 在线云平台,利用 Landsat 地表反射率数据计算关中平原城市群 30 m 空间分辨率、长时间序列(2000—2020 年)的年 EVI_{max} 数据,并采用趋势分析等方法从更精细尺度对其时空演变特征进行了分析,研究发现,近 21 a 来关中平原城市群年 EVI_{max} 整体呈增加的趋势,表明近 21 年来该城市群植被恢复较为明显,生态环境质量逐步改善,这与王治国等^[10]和陈言等^[39]的结论一致,主要是由于退耕还林还草等生态工程建设的实施以及气候的暖湿化(图 7)。此外,建设用地的年 EVI_{max} 也呈上升趋势表明城市的绿地建设和管理也会促进城市区域植被的改善^[40]。空间上,关中平原城市群年 EVI_{max} 整体呈

南高北低的分布格局,主要是由于南部为秦岭山区,属于温带季风气候和半湿润区,其水热条件较好,为

植被生长提供了有利条件,植被类型主要为针阔叶混交林与落叶阔叶林。

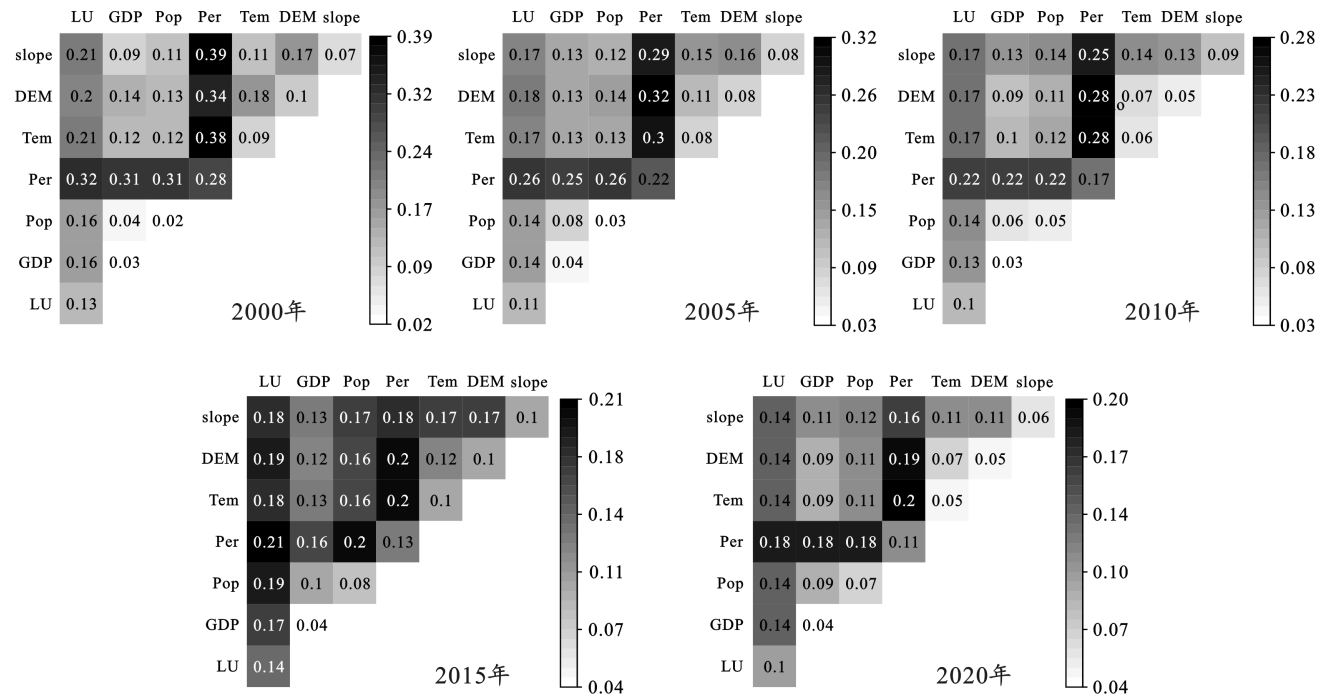


图 6 2000—2020 年关中平原城市群影响因子交互探测结果

Fig.6 The results of interactive detection of the impact factors of the urban agglomeration in the Guanzhong Plain from 2000 to 2020

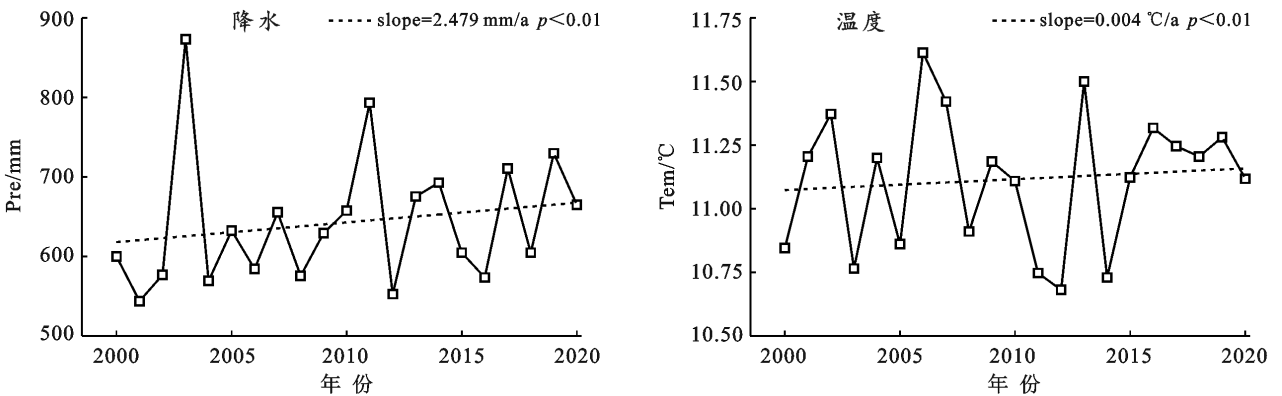


图 7 关中平原城市群 2000—2020 年降水 (Pre) 和温度 (Tem) 年际变化

Fig.7 Interannual changes of precipitation (Pre) and temperature (Tem) in the Guanzhong Plain urban agglomeration from 2000 to 2020

此外,秦岭山区一系列退耕还林、植树造林等政策的实施对植被生长和生态环境带来了积极作用^[10]。关中平原城市群北部为黄土高原边缘地区,生态环境脆弱,水土流失较为严重,水量的极度不足制约着植被生长,导致大部分地区植被覆盖较低。关中平原城市群大部分地区的年 EVI_{max} 呈显著改善趋势,其中研究区北部得益于国家退耕还林还草政策的指导,以及环境保护观念的提升,生态条件不断得到

改善,植被生长较快;东南部的秦岭山区气候适宜,适合植被生长,植被覆盖情况良好,趋于明显上升阶段。显著退化的区域主要位于西安、宝鸡、渭南及运城等城市和城市周边地区,主要是由于这些区域人类活动较多,受城市扩张影响,城市不透水表面不断增大,一些耕地、草地等转为建设用地,减少了植被覆盖面积,造成年 EVI_{max} 值降低。空间聚集特征显示北部和西北部的冷点区域成片减小,中部平原的冷点区域逐渐

转为次冷点区域或次热点区域,这主要是由于自然恢复力及人为植树造林等积极作用的影响;次热点的数量呈明显上升趋势,主要分布在关中平原城市群的中部,并呈现向东部及东北部扩张的态势,这些地区主要是由于退耕还林政策及人类对环境保护力度的加大,促进了植被的生长,使得其年 EVI_{max} 值升高。降水是影响该地区植被生长的主要因素,主要是由于该地区地处半湿润半干旱地区,降水的增加会促进该地区植被的生长^[10]。人文因子对植被有双重影响:一方面城市化的快速进程中占用了耕地、林地和草地等,减少了植被覆盖面积;另一方面,对植被的保护政策,实施的退耕还林还草工程为植被生长提供了有利条件。应指出的是,尽管本文实现长时间序列使用 Landsat 数据进行大区域年 EVI_{max} 的时空变化监测及驱动因素分析,但仍存在一定的不确定性。首先,考虑到 Landsat 数据的可获取性,本文仅对年尺度的 EVI_{max} 变化进行了分析,并未分析其年内变化特征,已有研究表明植被对气候因子的响应具有季节性^[11]。在影响因素方面,本文仅从气候、地形、人口和土地利用类型等方面定量分析了各因子对年 EVI_{max} 空间分异的影响机制,而其他因子选取及其驱动力影响有待进一步研究。

4 结论

(1) 2000—2020 年,关中平原城市群年 EVI_{max} 整体呈波动增长趋势($slope=0.542\%/a$, $p<0.01$)。分阶段来看,2000—2006 年和 2008—2012 年增加趋势明显,其增长速率分别达到 $1.607\%/a$ 和 $1.512\%/a$ 。从 2000—2020 年未发生变化的土地利用类型来看,耕地、林地、草地、建设用地的年 EVI_{max} 均呈上升趋势,其中草地的上升速率最大。

(2) 空间上,关中平原城市群年 EVI_{max} 整体呈南高北低的分布格局。趋势分析结果表明年 EVI_{max} 呈显著增加($p<0.05$)的区域占比达 70.16%;而呈显著减小($p<0.05$)的区域仅占 3.61%,主要集中在西安,渭南,运城等城市的周边地区。

(3) 从年 EVI_{max} 的空间聚集性特征来看,关中平原城市群年 EVI_{max} 值的冷点数量百分比由 2000 年的 30.75% 下降为 2020 年的 21.80%。次热点的数量从 2000 年的 28.36% 上升至 2020 年的 40.08%,呈明显上升趋势,主要分布在关中平原城市群的中部,并呈现向东部及东北部扩张的态势。

(4) 地理探测器结果表明 Pre 是影响关中平原城市群年 EVI_{max} 分布的最主要因素(q 值均在 0.114 以上),Pop 和 GDP 对植被的影响最小,人文因子对

植被有促进和抑制作用。年 EVI_{max} 的分布是由多种影响因子共同作用的结果,不同因子对年 EVI_{max} 的交互影响都呈非线性增强或双因子增强的关系,其中 Pre 与各因子的交互作用最为明显(q 值在 16%~39% 之间)。

[参 考 文 献]

- [1] Sun Wenyi, Song Xiaoyan, Mu Xingmin, et al. Spatio-temporal vegetation cover variations associated with climate change and ecological restoration in the Loess Plateau [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 209 (1): 87-99.
- [2] Sellers P, Schimel D. Remote sensing of the land biosphere and biogeochemistry in the EOS era: Science-priorities, methods and implementation-EOS land biosphere and biogeochemical cycles panels [J]. *Global and Planetary Change*, 1993, 7(4): 279-297.
- [3] 宋奇,高琪,马自强,等.1990—2019 年阿拉尔垦区植被覆盖时空变化特征分析[J]. *草地学报*, 2021, 29(5): 1014-1024.
- [4] Piao Shilong, Wang Xuhui, Taejin Park et al. Characteristics, drivers and feedbacks of global greening [J]. *Nature Reviews Earth and Environment*, 2020, 1(1): 14-27.
- [5] Kou Pinglang, Xu Qiang, Jin Zhao, et al. Complex anthropogenic interaction on vegetation greening in the Chinese Loess Plateau [J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 778(7): 65-146.
- [6] 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.
- [7] 李美丽,尹礼昌,张园,等.基于 MODIS-EVI 的西南地区植被覆盖时空变化及驱动因素研究[J]. *生态学报*, 2021, 41(3): 1138-1147.
- [8] 何霜.基于 MODIS 数据的植被指数与植被覆盖度关系研究:以比值植被指数和归一化植被指数为例[J]. *科技创新与应用*, 2015, 140(28): 285.
- [9] 黄海仁,李培. NOAA 第 3 代全球植被指数产品概况[J]. *气象科技*, 1999(3): 55-58.
- [10] 王治国,白永平,车磊,等.关中平原城市群植被覆盖的时空特征与影响因素[J]. *干旱区地理*, 2020, 43(4): 1041-1050.
- [11] Yao Rui, Cao Jin, Wang Lunche, et al. Urbanization effects on vegetation cover in major African cities during 2001—2017 [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 75: 44-53.
- [12] 樊艺,赵牡丹,王建.秦巴山区植被增强指数长时间序列变化及其自然影响因素分析[J]. *生态与农村环境学报*, 2022, 38(6): 733-743.

- [13] Zhu Zhe, Fu Yingchun, Woodcock C E, et al. Including land cover change in analysis of greenness trends using all available Landsat 5, 7, and 8 images: A case study from Guangzhou, China (2000—2014) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185: 243-257.
- [14] 付东杰, 肖寒, 苏奋振, 等. 遥感云计算平台发展及地球科学应用[J]. *遥感学报*, 2021, 25(1): 220-230.
- [15] Bastin J F, Finegold Y, Garcia C, et al. The global tree restoration potential [J]. *Science*, 2019, 365 (6448): 76-79.
- [16] 牟晓莉, 李贺, 黄翀, 等. Google Earth Engine 在土地覆被遥感信息提取中的研究进展[J]. *国土资源遥感*, 2021, 33(2): 1-10.
- [17] Venter Z S, Aunan K, Chowdhury S, et al. COVID-19 lockdowns cause global air pollution declines [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(32): 18984-18990.
- [18] 党雪薇, 周亮, 胡凤宁, 等. 关中平原城市群扩张对生态用地的多尺度影响[J]. *生态学报*, 2022, 42(7): 3020-3032.
- [19] Li Huan, Renssen H, Roche D M. Global vegetation distribution driving factors in two dynamic global vegetation models of contrasting complexities [J]. *Global and Planetary Change*, 2019, 180: 51-65.
- [20] 李美丽, 尹礼昌, 张园, 等. 基于 MODIS-EVI 的西南地区植被覆盖时空变化及驱动因素研究[J]. *生态学报*, 2021, 41(3): 1138-1147.
- [21] Peng Shouzhang, Ding Yongxia, Liu Wenzhao, et al. 1 km monthly temperature and precipitation dataset for China from 1901 to 2017 [J]. *Earth System Science Data*, 2019, 11(4): 1931-1946.
- [22] Jiang Weiguo, Yuan Lihua, Wang Wenjie, et al. Spatio-temporal analysis of vegetation variation in the Yellow-River Basin [J]. *Ecological Indicators*, 2015, 51: 117-126.
- [23] Sen P K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1968, 63(324): 1379-1389.
- [24] Masroor M, Rehman S, Avtar R, et al. Exploring climate variability and its impact on drought occurrence: Evidence from Godavari Middle sub-basin, India [J]. *Weather and Climate Extremes*, 2020, 30: 100277.
- [25] Du Shiqiang, Gu Honghuan, Wen Jiahong, et al. Detecting flood variations in Shanghai over 1949—2009 with Mann-Kendall tests and a newspaper-based database [J]. *Water*, 2015, 7(5): 1808-1824.
- [26] Xu Changchun, Chen Yanning, Li Weihong, et al. Climate change and hydrologic process response in the Tarim River Basin over the past 50 years [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2006, 51(1): 25-36.
- [27] Fensholt R, Langanke T, Rasmussen K, et al. Greenness in semi-arid areas across the globe 1981—2007: An Earth Observing Satellite based analysis of trends and drivers [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 144-158.
- [28] Lunetta R S, Knight J F, Ediriwickrema J, et al. Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(2): 142-154.
- [29] Lyon J G, Yuan D, Lunetta R S, et al. A change detection experiment using vegetation indices [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1998, 64(2): 143-150.
- [30] Mann H B. Non-parametric tests against trend [J]. *Econometrica*, 1945, 13(3): 245-259.
- [31] Kendall M G. Rank correlation methods [J]. *International Statistical Review*, 1975, 41(3): 399-400.
- [32] Getis A, Ord J K. The analysis of spatial association by distance statistics [J]. *Geographical Analysis*, 1992, 24(3): 189-206.
- [33] 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.
- [34] 熊小菊, 廖春贵, 陈月连, 等. 地理因子对北部湾经济区植被覆盖的影响[J]. *江苏农业科学*, 2019, 47(7): 268-273.
- [35] 刘英, 鲁杨, 李遥, 等. 关中平原干旱遥感监测指数对比和应用研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2018, 36(6): 201-207.
- [36] 岳辉, 刘英. 近 15 年陕西省植被时空变化与影响因素分析[J]. *干旱区地理*, 2019, 42(2): 314-323.
- [37] 付含培, 王让虎, 王晓军. 1999—2018 年黄河流域 NDVI 时空变化及驱动力分析[J]. *水土保持研究*, 2022, 29(2): 145-153.
- [38] 高思琦, 董国涛, 蒋晓辉, 等. 黄河源植被覆盖度变化及空间分布自然驱动力分析[J]. *生态环境学报*, 2022, 31(3): 429-439.
- [39] 陈言, 刘翔, 王薇, 等. 基于长时间序列影像的关中地区植被时空变化分析[J]. *西北林学院学报*, 2014, 29(2): 54-60.
- [40] 赵安周, 刘宪锋, 裴韬, 等. 京津冀地区不透水表面覆盖率的时空演变及其对植被的影响[J]. *地理研究*, 2021, 40(6): 1582-1595.