

基于地理探测器的区域植被覆盖度的定量影响

——以京津风沙源区为例

孟 琪¹, 武志涛^{1*}, 杜自强¹, 张 红² (1. 山西大学黄土高原研究所, 山西 太原 030006; 2. 山西大学环境与资源学院, 山西 太原 030006)

摘要: 植被覆盖度(FVC)是衡量生态环境优秀的重要指标. 本文基于 MODIS NDVI 数据, 运用像元二分法模型, 估算了 2000~2018 年京津风沙源区 FVC, 分析了其时空变化特征. 在此基础上, 基于地理探测器模型, 定量分析了自然因素和人类活动因素等 12 个因子对京津风沙源区 FVC 空间分布的影响. 结果表明, 近 20a 来京津风沙源区 FVC 整体上呈增加趋势, 增加率为 8.2%. 空间上, 研究区 73.7% 的区域 FVC 在增加, 其中显著增加的区域主要集中在晋北山地丘陵亚区、燕山丘陵山地水源保护亚区、大兴安岭南部亚区和科尔沁沙地亚区的南部. 2000~2018 年, 降水是影响京津风沙源区 FVC 空间分布的主要自然因子, 解释力为 63.3%; 年末大牲畜头数是影响 FVC 空间分布的主要人为因子, 解释力为 34.8%. 自然因素和人类活动之间的双因子交互作用以双协同作用和非线性协同作用为主, 表明相对于单因子, 自然因素和人类活动间的交互作用对 FVC 的解释力更强. 其中, 降水与其他 11 个因子的交互作用对研究区 FVC 起主导作用, 解释力超过 60%.

关键词: 植被覆盖度(FVC); MODIS NDVI; 驱动因子; 地理探测器; 京津风沙源区

中图分类号: X321 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6923(2020)02-0826-11

DOI: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.2021.0094

Quantitative influence of regional fractional vegetation cover based on geodetector model —Take the Beijing-Tianjin sand source region as an example. Meng Qi¹, Wu Zhi-tao^{1*}, Du Zi-qiang¹, Zhang Hong² (1. Institute of Loess Plateau, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 2. College of Environment & Resource Science of Shanxi University, Taiyuan 030006, China). *China Environmental Science*, 2021, 41(2): 826~836

Abstract: Fractional Vegetation Cover (FVC) is an important index to measure the excellence of ecological environment. In this study, the FVC in Beijing-Tianjin sand source region (BTSSR) was estimated from 2000 to 2018 based on MODIS NDVI data and Dimidiate Pixel model and its spatial-temporal variation characteristics were analyzed. Moreover, the effects of 12 influencing factors, including natural factors and human activities on FVC, were quantitatively analysed by using Geodetector model in the BTSSR. The results showed that, in recent 20 years, the FVC in the BTSSR showed an increasing trend with a rate of 8.2%. FVC increased in 73.7% of the study area, and the regions with the significant upward trends were mainly in the sub-areas of Northern Shanxi's Mountains, Yanshan Mountains, Southern Great Hinggan Mountains and the southern Horqin Sandy Land. From 2000 to 2018, precipitation and the count of large livestock at the end of the year were the main natural and human factors affecting the spatial distribution of FVC in BTSSR, with explanatory powers of 63.3% and 34.8%, respectively. The two-factor interaction between natural factors and human activities was dominated by double synergy and non-linear synergy, which indicated that the interaction between natural factors and human activities had a stronger impact on FVC than single factors. The interaction between precipitation and other 11 factors played a leading role in FVC of the study area with the explanatory power of over 60%.

Key words: fractional vegetation cover(FVC); driving factors; geodetector; Beijing-Tianjin sand source region

植被覆盖度(FVC)的时空变化及驱动机制,对区域的生态环境评价具有重要意义^[1-2].随着遥感技术的成熟,高时间分辨率和高空间分辨率的影像数据获取技术不断完善,遥感测量在大范围 FVC 的研究中得到广泛应用^[2].许多学者常使用归一化植被指数(NDVI)来估算 FVC,并建立了许多利用 NDVI 估算 FVC 的模型,其中像元二分模型应用最为广泛^[3].而 MODIS NDVI 数据可实现 21 世纪以来长时间不间断的监测,具有时序性强、光谱分辨率丰富、获取

便捷的特点,对从事时间序列地表植被变化监测研究具有重要意义.目前国内外学者利用 MODIS NDVI 数据基于像元二分模型在县级尺度^[4]、区域尺度^[5]以及整个中国区域尺度开展了 FVC 时空变化相关研究.

收稿日期: 2020-06-22

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41977412, U1810101, 41871193); 山西省高等学校科技创新项目(2020L0014)

* 责任作者, 教授, wuzhitao@sxu.edu.cn

在前人的研究过程中,主要利用相关系数法^[6-7]、变异系数法^[8]等来分析自然因素和人类活动对 FVC 变化的影响.前人研究所采用的方法主观性较强,仅仅从数量上描述了影响因子对 FVC 变化的作用程度,并未定量分析影响因子对 FVC 空间分异的影响,且对于影响因素之间的协同作用研究较少^[9].地理探测器是一种探测空间分异并揭示其潜在在影响因子的一种方法,它通过探测地理现象的空间分层异质性来揭示其背后的驱动力^[10].地理探测器最早被应用于疾病风险与地理环境要素的相关性研究.近年来,有学者将其用于探究人为因素和自然因素对植被覆盖变化的影响.目前,该方面的研究主要分为两类,一方面是识别主要影响因子,如裴志林等^[11]运用地理探测器模型分析发现降水量是影响黄河上游 FVC 空间分布的主要因素;另一方面是研究驱动因素之间的耦合作用,如吴思佳等^[12]通过地理探测器模型研究发现人为因素与自然因素的共同作用对植被覆盖变化的影响力较强.

京津风沙源区是中国政府为改善和优化京津及其周边地区生态环境状况、减轻风沙灾害而划分的生态工程治理区^[13].此外,该研究区气候变化显著,加之大规模的人类活动,成为研究气候变化和人类活动共同作用对植被变化的影响典型试验区.前人对京津风沙源区植被变化的研究主要以 NDVI 数据为主,关于 FVC 及其驱动力的定量研究还较少^[14].众多研究表明水分和温度是两大最主要的影响植被生长的气候因子,尤其是在干旱、半干旱区^[15],同时考虑到地形对植被生长起到间接作用^[16],加之人类活动对当地植被的影响,因此选取气象数据(日降水量 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数、平均相对湿度、平均 2min 风速)、地形数据(高程、坡度、坡向)以及人类活动数据(年末大牲畜头数、年末人口总数、粮食作物播种面积、GDP)来反映对 FVC 的影响.本文基于 MODIS 250m NDVI 数据,运用像元二分法模型估算京津风沙源区 FVC 及其时空分异特征.同时基于地理探测器模型,定量揭示各个驱动因子对 FVC 空间分布的影响,并确定每个因子对促进植被生长的最适宜特征,为适应、减缓驱动因子对植被变化的影响、恢复植被与生态环境提供科学依据.

1 研究数据与方法

1.1 研究区概况

本文选取京津风沙源治理工程区为研究区(图 1),该区范围为 $109^{\circ}30'E\sim 119^{\circ}20'E$, $38^{\circ}50'N\sim 46^{\circ}40'N$,东西横跨近 700km,南北横跨近 600km^[10],包括北京、天津、内蒙古、山西及河北等 5 省(自治区、直辖市)在内的 75 个县(旗、市、区),总面积为 $45.8\times 10^4\text{km}^2$ ^[15].京津风沙源区地深处大陆内部,气候复杂多变,以温带干旱半干旱气候为主,夏季炎热多雨,冬季寒冷干燥,全年降水量为 459.5mm,且分布不均,降水多集中在夏季,约占全年总降水量的 65%,为年蒸发量的 1/5^[17];年气温区域差异显著,最低的内蒙古阿巴嘎旗可低至 0.6°C ,北京最高为 12°C ,区域平均气温为 7.5°C ^[18].

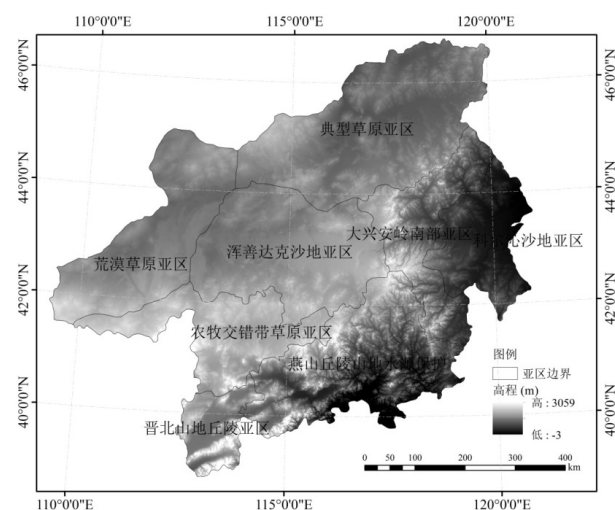


图 1 研究区位置

Fig.1 Location of study area

1.2 数据源及处理

1.2.1 遥感数据 本次研究选取 2000~2018 年 MODIS NDVI 时间序列数据来源于美国 USGS 数据中心(<https://lpdaac.usgs.gov/>)发布的 MOD13Q1 数据产品,研究区覆盖 8 景影像,分别为 h25v03、h25v04、h26v03、h26v04、h26v05、h27v03、h27v04、h27v05,时间分辨率为 16d,空间分辨率为 250m.利用 MRT(MODIS Reprojection Tool)对 MODIS NDVI 数据进行重投影和拼接,然后利用遥感处理软件 ENVI 采用最大值合成法(MVC)合成每月最大化 NDVI 数据集.

1.2.2 气象数据 气象数据来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>)提供的中国地面气候资料月值数据集.选择位于研究区内的 27 个气象站

- 地理探测器正确引用：
- [1] Wang JF, Li XH, Christakos G, Liao YL, Zhang T, Gu X & Zheng XY. 2010. Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China. *International Journal of Geographical Information Science* 24(1): 107-127.
- [2] Wang JF, Zhang TL, Fu BJ. 2016. A measure of spatial stratified heterogeneity. *Ecological Indicators* 67: 250-256.
- [3] 王劲峰, 徐成东. 2017. 地理探测器：原理与展望. *地理学报* 72(1): 116-134.
- Wang JF, Xu CD. 2017. Geodetector: Principle and prospective. *Acta Geographica Sinica* 72(1):116-134.

2000~2018 年的资料,包括降水(X1)、气温(X2)、日降水量 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数(X3)、平均相对湿度(X4)、平均 2min 风速(X5)等气象数据,使用反距离权重插值法(IDW)对气象数据进行空间插值,插值处理后的栅格空间分辨率为 90m。

1.2.3 地形数据 DEM(数字高程模型)数据来源于美国国家航空航天局(NASA)和国防部国家测绘局(NIMA)共同测量的 SRTM(航天飞机雷达地形测绘使命)数据产品 (<http://dwtkns.com/srtm/>)。基于 SRTM 90m 分辨率高程数据(X6),利用 ArcGIS10.2 中的 3D 分析模块,从该数据中提取坡度(X7)和坡向(X8)信息,生成坡度图和坡向图。

1.2.4 人类活动数据 人类活动数据选取年末大牲畜头数(X9)、粮食作物播种面积(X10)、年末人口总数(X11)和 GDP(X12),数据均从 2000~2018 年《内蒙古统计年鉴》、《山西省统计年鉴》、《河北省统计年鉴》、《北京市统计年鉴》、《天津市统计年鉴》中提取筛选,具体到各旗、县,在 ArcGIS 中进行空间关联并生成矢量数据。

1.3 研究方法

1.3.1 植被覆盖度计算 像元二分模型假设每个像元的光谱信息均是纯植被和纯土壤 2 种组分以面积比例加权而成的线性组合^[19],即

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

式中:FVC 为植被覆盖度;NDVI_{soil} 为裸土或无植被覆盖区域的 NDVI 值;NDVI_{veg} 为纯植被像元的 NDVI 值。理论上 NDVI_{soil} 的值应该接近 0,NDVI_{veg} 代表全植被覆盖像元的最大值,但是,由于受光照条件、时空变化、影像质量、植被类型等众多因素影响,NDVI_{soil} 和 NDVI_{veg} 的实际值会发生变化。在运用像元二分模型估算 FVC 时,通常根据经验取置信区间内 NDVI 的最小值和最大值为 NDVI_{soil} 和 NDVI_{veg},本文选取累计频率为 0.5%的 NDVI 值作为 NDVI_{soil},累计频率 99.5%的 NDVI 值作为 NDVI_{veg} 估算京津风沙源区的 FVC。

本文采用张勇等^[20]的分类标准,将 FVC 分为 4 个等级,分别是无植被覆盖度:0≤FVC≤0.05;低植被覆盖度:0.05<FVC≤0.25;中植被覆盖度:0.25<FVC≤0.5;高植被覆盖度:FVC>0.5。

1.3.2 FVC 变化趋势分析方法 线性回归分析

法是研究植被长时序变化的重要方法^[21]。对于植被指标的时序数据,同一像元位置对应相应的一组时间序列,采用最小二乘法拟合得到相应的线性方程^[3]。本文将 FVC 与时间序列做回归分析,研究基于像元的京津风沙源区 FVC 变化趋势,其表达式如下:

$$\text{Slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times \bar{Xi} - \sum_{i=1}^n i \times \sum_{i=1}^n \bar{Xi}}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i \right)^2} \quad (2)$$

式中: i 为年序号, $\bar{Xi}$ 为第 i 年 FVC, n 为所研究时间序列的时间长度。Slope>0 表明植被活动在 n 年间的变化趋势是增强的,反之则减弱。

1.3.3 FVC 驱动因子定量分析方法 地理探测器是探测空间分异性,以及揭示其背后驱动力的一组统计学方法。它能够探测各因子对 FVC 的贡献率,能从庞大的空间数据库中提取有用的空间关联规则^[22-23]。地理探测器共分为 4 部分:

(1)因子探测器。因子探测用于分析每个影响因子变化趋势对 FVC 空间分异的影响大小。将 FVC 作为因变量,各因子作为自变量,引入研究区 FVC 分异决定力指标 q ^[24],其模型如下:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L n_h \sigma_h^2}{n \sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (3)$$

式中: q 是度量空间分异性的指标; $h=1,2,\dots,L$ 为分类数目; n_h 和 n 分别为层 h 和全区的样本单元数, σ_h^2 和 σ^2 分别为层 h 和全区的方差。SSW 和 SST 分别为层内方差之和(within sum of square)和全区总方差(total sum of squares)。 q 的取值范围为[0,1], q 值越大,说明影响因子对 FVC 的解释力越强。

区域 Y 值的方差计算公式如下:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N_{h-1}} \sum_{i=1}^{N_h} (Y_{h,i} - \bar{Y}_h)^2 \quad (4)$$

生态探测器。生态探测用于比较两因子 X_1 比 X_2 对 FVC 空间分布的影响是否有显著的差异,可判断 X_1 比 X_2 对 FVC 空间分布是否具有更重要的影响力^[25]。因子 X_1 比 X_2 对 FVC 空间分布的影响是否有显著的差异,以 F 统计量来衡量:

$$F = \frac{N_{x1} \times (N_{x2} - 1) \times SSW_{x1}}{N_{x2} \times (N_{x1} - 1) \times SSW_{x2}} \quad (5)$$

$$SSW_{x1} = \sum_{h=1}^{L1} N_h \sigma_h^2, SSW_{x2} = \sum_{h=1}^{L1} N_h \sigma_h^2 \quad (6)$$

式中: N_{x1} 及 N_{x2} 分别表示 2 个因子的样本数量; SSW_{x1}

和 SSW_{x2} 分别表示由 2 个因子形成分层的层内方差之和; L_1 和 L_2 分别表示变量 $X1$ 和 $X2$ 分层数目。

(3)风险探测器.风险探测用于判断 2 个因子子区域间的属性均值是否有显著的差别,用于搜索 FVC 好的区域^[26].风险探测用 t 统计量来检验:

$$t = \frac{\overline{Y_{h=1}} - \overline{Y_{h=2}}}{\left[\frac{\text{var}(Y_{h=1})}{n_{h=1}} + \frac{\text{var}(Y_{h=2})}{n_{h=2}} \right]^{1/2}} \quad (7)$$

(4)因子交互作用探测.交互作用探测用于识别因子之间的交互作用,即评估自然因子和人类活动共同作用(增加或减弱)或者相互独立作用对 FVC 空间分布的解释力^[27](表 1)。

1.3.4 驱动因子离散化 由于驱动因子数据都属于连续变量,而地理探测器模型所需的数据是离散变量,因此需要对驱动因子进行离散化处理.所谓驱动因子离散化,是指结合地理探测器模型,在某一离

散化方法和分类区间下选取 q 值最大的分类数^[28].研究者根据经验对连续数据离散化,具有一定的主观性和随机性.为了克服该缺点,本文采用标准差分级法对数据进行离散化处理,此分级方法完全根据原始数据固有的数值特征和分布规律来进行分级,不考虑人为因素对原始数据的影响,仅仅从统计的角度将数据均值作为分级的中心,使得分级结果更具客观性^[23].标准差是数据精密度的衡量指标,反映了整个样本对样本平均数的离散程度,也就是样本数据的离散程度.标准差分级方法用于显示要素属性值与平均值之间的差异.标准差分级法是以均值为中心,以标准差的倍数为级差,分别向大于和小于均值的两个方向进行分级的方法.ArcMap 可计算平均值的标准差,将使用与标准差成比例的等值范围创建分类间隔.本文采用 1 倍标准差进行分级,计算各驱动因子的决定值 q 。

表 1 因子交互作用探测结果
Table 1 The results of factors interaction

图形表示	交互作用类型	q 值比较
	非线性拮抗作用	$q(X1 \cap X2) < \min(q(X1), q(X2))$
	单拮抗作用	$\min(q(X1), q(X2)) < q(X1 \cap X2) < \max(q(X1), q(X2))$
	双协同作用	$\max(q(X1), q(X2)) < q(X1 \cap X2) < q(X1) + q(X2)$
	独立作用	$q(X1 \cap X2) = q(X1) + q(X2)$
	非线性协同作用	$q(X1 \cap X2) > q(X1) + q(X2)$

2 结果与分析

2.1 京津风沙源区 FVC 变化特征

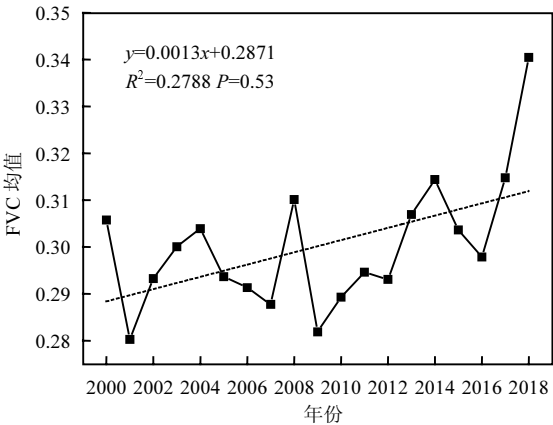


图 2 2000~2018 年植被覆盖度变化特征
Fig.2 Characteristics of vegetatin coverage change from 2000 to 2018

近 20a 来,研究区内 FVC 总体上呈增加趋势,年增加趋势为 0.013/10a(图 2),表明京津风沙源治理工程的生态效应正在呈现.2000~2018 年京津风沙源区不同等级 FVC 状况发生了较大变化,中植被覆盖度区域和高植被覆盖度区域明显增加,增加率分别为 11.88%和 2.43%,说明京津风沙源区的生态工程建设促进了研究区内植被的恢复.但是从图 3 中可以看出,中植被覆盖度所占比例最大,占研究区面积的 40%以上,其次是低植被覆盖度,占研究区面积的 25%以上.因此,虽然京津风沙源区的 FVC 总体呈增加的趋势,但仍以中植被覆盖度和低植被覆盖度为主.表明京津风沙源治理工程仍需继续实施,FVC 才能恢复到较高的状态。

从图 4 中可以看出,京津风沙源区 FVC 整体呈上升的趋势.FVC 增加的区域占整个京津风沙源区的 73.7%,减少的区域占 26.3%.其中,FVC 增

加的区域主要集中在晋北山地丘陵亚区、燕山丘陵山地水源保护亚区和大兴安岭南部亚区、科尔沁沙地亚区的南部;FVC 退化的区域主要集中在

农牧交错带亚区的中部、浑善达克沙地亚区的东北部和 大兴安岭南部亚区的中北部和典型草原亚区的东南部。

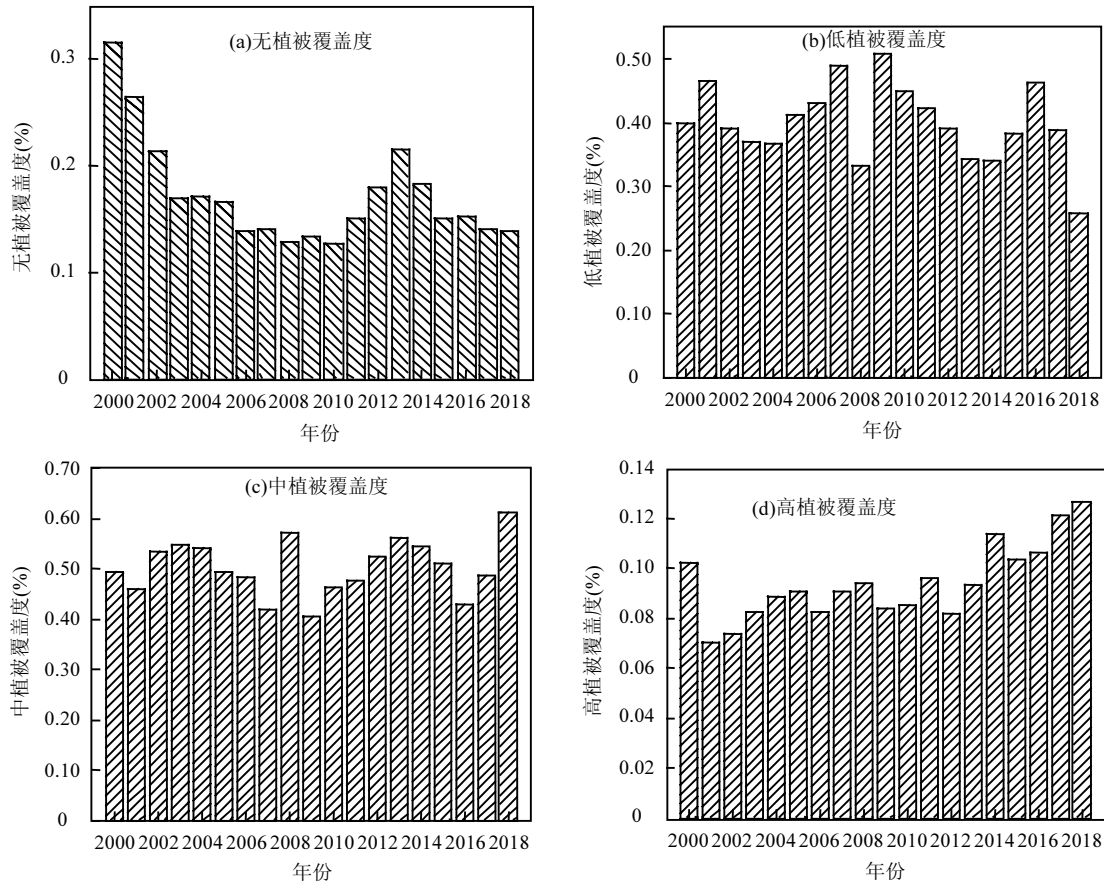


图 3 不同植被覆盖类型的 FVC 变化特征

Fig.3 Variation characteristics of different vegetatin cover types

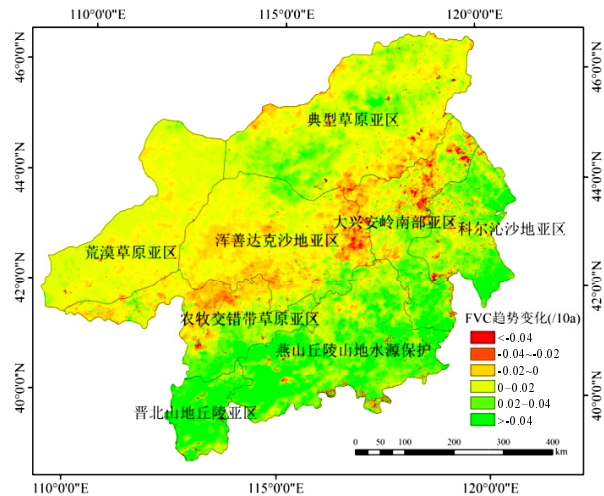


图 4 2000~2018 年京津风沙源区逐像元植被覆盖度变化趋势
Fig.4 The trend of vegetation coverage variation in BTSSR from 2000 to 2018

2.2 自然因素与人类活动对 FVC 空间分布影响的定量分析

由表 2 可知,各因子对植 FVC 空间分布的影响程度排序为:降水(0.633)>坡度(0.46)>气温(0.3485)>年末大牲畜头数(0.348)>平均相对湿度(0.3368)>日降水量≥0.1mm 时数(0.2787)>年末人口总数(0.2222)>平均 2min 风速(0.2214)>GDP(0.2004)>粮食作物播种面积(0.1673)>DEM(0.1573)>坡向(0.0055),因此,降水是影响区域 FVC 空间分布的主要驱动因子,解释力达到 63.3%,其次是坡度,解释力为 46%.人类活动中的年末大牲畜头数对 FVC 的空间分布影响较大,解释力达到 34.8%,其次是年末人口总数,解释力为 22.2%.粮食作物播种面积、高程、坡向的单个因子解释力则较小,均低于 20%.这表明

京津风沙源区地处温带干旱半干旱区,半干旱植被主要为草原,干旱区植被主要为荒漠草原和荒漠^[27],这些植被类型对降水的变化较敏感,因此,水分是京津风沙源区植被生长状况的主要限制因素.随着社会

会的持续发展,人类活动对自然环境的干预程度也不断加大,京津风沙源区自古是牧区,滥牧是京津工程区土地沙化的主要成因,因此,年末大牲畜头数成为人类活动中影响 FVC 空间分布的主要驱动因子.

表 2 各驱动因子的决定值 q

Table 2 The determining value q of the driving factors

因子	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
q 值	0.633	0.349	0.279	0.337	0.221	0.157	0.46	0.005	0.348	0.167	0.222	0.200

注:因子解释见 1.2 节,下同.

2000 年为京津风沙源治理工程实施前,2010 年京津风沙源一期治理工程实施结束,2018 年二期工程实施中,选取 3 个时间段更好地揭示不同时期各驱动因子是如何影响京津风沙源区 FVC 的空间分布.本文通过进一步计算 2000 年、2010 年、2018 年各因子对 FVC 空间分布影响程度的 q 值,分析各因子在不同时期对 FVC 空间分布的影响力大小(图 5).从图 5 中可知,3 个时期中,降水是自然因子中对 FVC 空间分布解释力最大的驱动因子,其对 FVC 空间分布的解释力均超过了 58%.坡度和坡向在 2000 年、2010 年、2018 年解释力波动幅度不明显,解释力在 44%~45.3%,这主要是因为地形在较短时间内不会发生变化.3 个时期气温对 FVC 空间分布的解释力在逐渐增大,解释力由 27.6%上升到 36.9%,表明区域 FVC 对气温的敏感性在增加.人类活动中,年末大牲畜头数对 FVC 空间分布的解释力逐渐降低,由 38.8%降到 27.1%,这与该研究区实施禁牧、休牧和轮牧等政策有关.而年末人口总数、粮食作物播种面积和 GDP 的解释力变化幅度不超过 8.2%,说明人类

活动的影响力低于自然因子的影响力,FVC 空间分布主要受自然因子的控制.

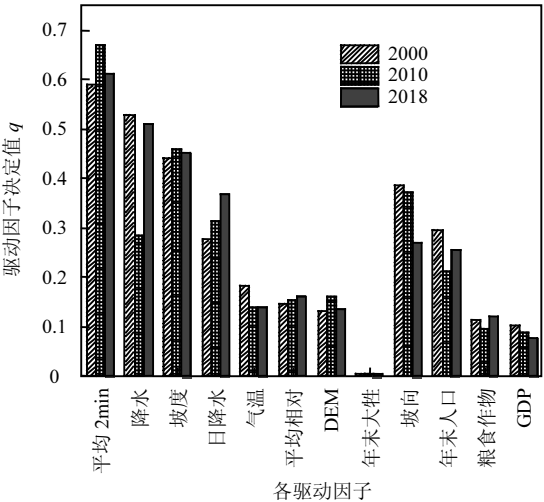


图 5 2000 年、2010 年、2018 年因子探测结果

Fig.5 The results of factor detection in 2000, 2010 and 2018

2.3 自然因素与人类活动对 FVC 影响的差异性分析

表 3 探测因子显著性分析(置信水平 95%)

Table 3 Statistical significance of detection factors (95% confidence level)

因子	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
X1												
X2	N											
X3	N	N										
X4	N	N	Y									
X5	N	N	N	N								
X6	N	N	N	N	N							
X7	N	Y	Y	Y	Y	Y						
X8	N	N	N	N	N	N	N					
X9	N	N	Y	N	Y	Y	N	Y				
X10	N	N	N	N	N	N	N	Y	N			
X11	N	N	N	N	N	Y	N	Y	N	Y		
X12	N	N	N	N	N	Y	N	Y	N	Y	N	

注:Y表示具有显著性差异;N表示无显著性差异.

生态探测器模块着重比较各驱动因子对 FVC 空间分布影响的相对重要性是否有显著差异,不同驱动因子对京津风沙源区 FVC 影响的显著性分析表明(表 3),降水与其他因子对 FVC 的空间分布均不具有显著差异;气温除了与坡度对 FVC 的空间分布具有显著差异,与其他因子均无显著差异;日降水 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数与平均相对湿度、坡度、年末大牲畜头数对 FVC 的空间分布具有显著差异;平均相对湿度只有坡度对 FVC 的空间分布具有显著差异,与其他因子均无显著差异;平均 2min 风速与坡度、年末大牲畜头数对 FVC 的空间分布具有显著差异;高程与坡度、年末大牲畜头数、GDP、年末人口总数对 FVC 的空间分布具有显著差异;坡度除了与降水不具有显著差异,与其他自然因子均具有显著差异,与人类活动均不具有显著差异;坡向与所有自然因子对 FVC 的空间分布均不具有显著差异,与人类活动均存在显著差异;年末大牲畜头数与日降水 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数、平均 2min 风速、高程、坡向对 FVC 的空间分布具有显著差异;粮食作物播种面积与坡向、年末人口总数、GDP 对 FVC 的空间分布具有显著差异;年末人口总数、GDP 与高程、坡向、粮食作物播种面积对 FVC 空间分布具有显著差异。

2.4 自然因素与人类活动对 FVC 影响的适宜性分析

基于地理探测器中的风险探测器模块,分析各影响因子对植被生长的适宜类型或范围,并在 95% 置信水平上进行统计意义检验(表 4)。FVC 均值越大,各驱动因子的特征更适合植被生长,不同驱动因子的 FVC 均值差异明显。随年平均降水量、年平均气温、坡度和年末人口总数的增加,研究区内 FVC 均值增高,分别在 467.8~527.9mm、7.9~10.4℃、20~66°以及 794785~2813722 人分区时,FVC 达到最大值 0.532、0.462、0.537 和 0.509;FVC 均值随平均 2min 风速、平均相对湿度、坡向和日降水 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数呈先逐渐增高、后快速降低的趋势和波动变化,分别在 2.07~2.43m/s、50.8%~57.6%、12.95~120.18°以及 65~76d 分区时,FVC 达到最大值,分别为 0.371、0.357、0.307 和 0.338。因此,植被对不同的气候因子具有不同的适应范围,适宜的自然因子范围,对植被生长具有至关重要的影响。随高程的升高,FVC 均值呈先下降后升高的变化趋势,在 1892.5~2789m 高

度,FVC 均值达到最高值 0.466,表明这一地形因子范围,促进了植被生长。研究表明,植被变化受海拔高程、坡度和坡向变化的影响可由微地形因子决定的不同气候来解释,不同地形因子与年降水量和年平均气温变量相关;同时植被生长所需营养随海拔升高和温度下降影响而降低,坡度和坡向影响了其他作为生态环境关键因素的数量。

表 4 各驱动因子的适宜限制(置信水平 95%)

Table 4 The suitable limits of the driving factors (95% confidence level)

驱动因子	植被覆盖度适宜类型或范围	FVC 均值
年均降水量(mm)	467.8~527.9	0.532
年平均气温(℃)	7.9~10.4	0.462
日降水量 $\geq 0.1\text{mm}$ 时数(d)	65~76	0.338
平均相对湿度(%)	50.8~57.6	0.357
平均 2min 风速(m/s)	2.07~2.43	0.371
高程(m)	1892.5~2789	0.466
坡度(°)	20~66	0.537
坡向(°)	12.95~120.18	0.307
年末大牲畜头数(万头)	0~11.7	0.414
粮食作物播种面积(hm ²)	24580~46209	0.338
年末人口总数(人)	794785~2813722	0.509
GDP(元)	2124521~3355342	0.475

2.5 自然因素与人类活动对 FVC 影响的耦合作用研究

交互探测器主要通过识别不同影响因子对 FVC 空间变化的交互作用,分析是否会增加或减弱对因变量 FVC 空间分布的解释力,或这些因子对 FVC 的影响是否是相互独立的。由表 5 可知,绝大部分自然因素和人类活动因子间交互作用的 q 值都大于任何因子单独作用的 q 值,表明影响因子的两两交互作用均会增加对 FVC 空间分布的解释力。研究发现(表 6),自然因素和人类活动间的交互作用主要以双协同作用和非线性协同作用为主,不存在相互独立起作用的因子。交互作用解释力较强的为降水量、坡度与其他驱动因子的协同作用,以双协同作用为主。由表 6 可知,降水与其余因子的交互作用最强,且均为双协同作用,解释力在 63% 以上,如 $X1 \cap X2 = 0.659$, $X1 \cap X3 = 0.676$, $X1 \cap X10 = 0.670$; 其次是坡度与其余因子的交互作用,解释力在 50% 以上,如 $X3 \cap X7 = 0.598$, $X4 \cap X7 = 0.632$, $X5 \cap X7 = 0.558$ 。从表 6 中可以发现,人类活动的单因子解释力较低,但是与自然因素的交互作用解释力较强,均大于单因子的解

释力,交互作用呈现双协同作用和非线性协同作用, 既不是单方面起作用,也不是二者的简单叠加,而是因此,自然因素和人类活动对 FVC 空间分布的影响 相互增强或非线性增强效应.

表 5 各驱动因子的交互作用探测结果

Table 5 The results of Interaction detection of driving factors

因子	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
X1	0.633											
X2	0.659	0.349										
X3	0.677	0.58	0.279									
X4	0.698	0.634	0.438	0.336								
X5	0.677	0.521	0.523	0.587	0.221							
X6	0.655	0.402	0.376	0.439	0.367	0.157						
X7	0.737	0.583	0.598	0.632	0.558	0.567	0.46					
X8	0.637	0.355	0.284	0.345	0.229	0.170	0.466	0.006				
X9	0.650	0.491	0.459	0.531	0.455	0.506	0.595	0.355	0.348			
X10	0.670	0.484	0.406	0.437	0.442	0.335	0.545	0.176	0.520	0.167		
X11	0.647	0.446	0.422	0.512	0.432	0.362	0.540	0.229	0.464	0.336	0.222	
X12	0.677	0.454	0.381	0.428	0.440	0.355	0.567	0.21	0.552	0.383	0.375	0.200

表 6 各驱动因子之间的交互作用

Table 6 The interaction of driving factors

两因子交互作用	两因子 q 值相加	结果	解释	两因子交互作用	两因子 q 值相加	结果	解释
X1∩X2=0.659	<1.012=X1+X2	C<A+B	双协同作用	X4∩X8=0.345	>0.341=X4+X8	C>A+B	非线性协同作用
X1∩X3=0.676	<0.942=X1+X3	C<A+B	双协同作用	X4∩X9=0.531	<0.684=X4+X9	C<A+B	双协同作用
X1∩X4=0.698	<0.999=X1+X4	C<A+B	双协同作用	X4∩X10=0.437	<0.503=X4+X10	C<A+B	双协同作用
X1∩X5=0.677	<0.884=X1+X5	C<A+B	双协同作用	X4∩X11=0.512	<0.558=X4+X11	C<A+B	双协同作用
X1∩X6=0.655	<0.820=X1+X6	C<A+B	双协同作用	X4∩X12=0.428	<0.536=X4+X12	C<A+B	双协同作用
X1∩X7=0.737	<1.123=X1+X7	C<A+B	双协同作用	X5∩X6=0.367	<0.379=X5+X6	C<A+B	双协同作用
X1∩X8=0.637	<0.669=X1+X8	C<A+B	双协同作用	X5∩X7=0.558	<0.681=X5+X7	C<A+B	双协同作用
X1∩X9=0.650	<1.011=X1+X9	C<A+B	双协同作用	X5∩X8=0.229	>0.227=X5+X8	C>A+B	非线性协同作用
X1∩X10=0.670	<0.830=X1+X10	C<A+B	双协同作用	X5∩X9=0.455	<0.569=X5+X9	C<A+B	双协同作用
X1∩X11=0.647	<0.885=X1+X11	C<A+B	双协同作用	X5∩X10=0.442	>0.389=X5+X10	C>A+B	非线性协同作用
X1∩X12=0.677	<0.863=X1+X12	C<A+B	双协同作用	X5∩X11=0.432	<0.444=X5+X11	C<A+B	双协同作用
X2∩X3=0.579	<0.627=X2+X3	C<A+B	双协同作用	X5∩X12=0.440	>0.422=X5+X12	C>A+B	非线性协同作用
X2∩X4=0.634	<0.684=X2+X4	C<A+B	双协同作用	X6∩X7=0.567	<0.617=X6+X7	C<A+B	双协同作用
X2∩X5=0.521	<0.57=X2+X5	C<A+B	双协同作用	X6∩X8=0.170	>0.163=X6+X8	C>A+B	非线性协同作用
X2∩X6=0.402	<0.506=X2+X6	C<A+B	双协同作用	X6∩X9=0.506	<0.505=X6+X9	C<A+B	双协同作用
X2∩X7=0.583	<0.809=X2+X7	C<A+B	双协同作用	X6∩X10=0.335	>0.325=X6+X10	C>A+B	非线性协同作用
X2∩X8=0.355	>0.354=X2+X8	C>A+B	非线性协同作用	X6∩X11=0.362	<0.38=X6+X11	C<A+B	双协同作用
X2∩X9=0.491	<0.697=X2+X9	C<A+B	双协同作用	X6∩X12=0.355	<0.358=X6+X12	C<A+B	双协同作用
X2∩X10=0.484	<0.516=X2+X10	C<A+B	双协同作用	X7∩X8=0.466	>0.466=X7+X8	C>A+B	非线性协同作用
X2∩X11=0.446	<0.571=X2+X11	C<A+B	双协同作用	X7∩X9=0.595	<0.808=X7+X9	C<A+B	双协同作用
X2∩X12=0.454	<0.549=X2+X12	C<A+B	双协同作用	X7∩X10=0.545	<0.627=X7+X10	C<A+B	双协同作用
X3∩X4=0.438	<0.615=X3+X4	C<A+B	双协同作用	X7∩X11=0.540	<0.682=X7+X11	C<A+B	双协同作用
X3∩X5=0.523	>0.500=X3+X5	C>A+B	非线性协同作用	X7∩X12=0.567	<0.660=X7+X12	C<A+B	双协同作用
X3∩X6=0.376	<0.437=X3+X6	C<A+B	双协同作用	X8∩X9=0.355	>0.354=X8+X9	C>A+B	非线性协同作用
X3∩X7=0.598	<0.739=X3+X7	C<A+B	双协同作用	X8∩X10=0.176	>0.173=X8+X10	C>A+B	非线性协同作用
X3∩X8=0.284	<0.284=X3+X8	C<A+B	双协同作用	X8∩X11=0.229	>0.228=X8+X11	C>A+B	非线性协同作用
X3∩X9=0.459	<0.627=X3+X9	C<A+B	双协同作用	X8∩X12=0.21	>0.206=X8+X12	C>A+B	非线性协同作用
X3∩X10_3=0.406	<0.446=X3+X10	C<A+B	双协同作用	X9∩X10=0.520	>0.515=X9+X10	C>A+B	非线性协同作用
X3∩X11=0.422	<0.501=X3+X11	C<A+B	双协同作用	X9∩X11=0.464	<0.570=X9+X11	C<A+B	双协同作用
X3∩X12=0.381	<0.479=X3+X12	C<A+B	双协同作用	X9∩X12=0.552	>0.548=X9+X12	C>A+B	非线性协同作用
X4∩X5=0.587	>0.557=X4+X5	C>A+B	非线性协同作用	X10∩X11=0.336	<0.39=X10+X11	C<A+B	双协同作用
X4∩X6=0.439	<0.493=X4+X6	C<A+B	双协同作用	X10∩X12=0.383	>0.368=X10+X12	C>A+B	非线性协同作用
X4∩X7=0.632	<0.796=X4+X7	C<A+B	双协同作用	X11∩X12=0.375	<0.423=X11+X12	C<A+B	双协同作用

注:C为两因子q相加之和;A、B分别为交互前后驱动因子q值.

3 讨论

本文的目的是使用地理探测器模型探究气候因素、地形因素以及人类活动对 FVC 空间分布的影响.众多学者虽然对于京津风沙源区植被变化及其驱动因素进行了大量研究,在考虑影响因子时,主要以气温和降水为主,且关于地形对 FVC 空间分布的间接影响和人类活动对 FVC 影响的研究较少.鉴于此,本文在选取部分自然因素后,加入了地形因子数据以及部分人类活动数据,以便更好地分析影响 FVC 空间分布的主导因子.研究发现,自然因素中,降水是影响京津风沙源区 FVC 空间分布的主要驱动因子,这和裴亮等^[29]、严恩萍等^[15]关于京津风沙源区植被变化的研究结果一致.人类活动影响因子中,年末大牲畜头数是影响 FVC 空间分布的主要驱动因子,马梅等^[30]研究认为干旱区半干旱区的草地退化, FVC 降低,是由超载过牧引起的;王萨仁娜等^[31]对内蒙古荒漠草原 FVC 的研究结果发现随着载畜率的增加,草原 FVC 显著降低,不同的载畜范围对草原 FVC 的影响程度不同^[34]且对人类活动的变化较为敏感.本研究得出与此相似的结论.

在数据选取方面,由于数据的限制和区域尺度的制约,本文未能定量分析生态工程措施等对 FVC 空间分布的影响,此外,京津风沙源区各个亚区所实施的生态治理措施不同以及植被类型有所差异,若进一步探讨影响 FVC 空间分布的驱动因素,需要针对各个亚区不同工程治理措施以及植被类型进行具体研究.因此,在今后的研究工作中如何更精准地定量研究各驱动因子对 FVC 的影响,尤其是人类活动中生态工程措施的作用,仍然是之后相关研究需要考虑并明确分析的内容.

国内外学者借助不同方法对植被变化及驱动力分析进行了大量研究,相关分析法、残差分析法是较常用的研究方法,李庆旭等^[32]采用相关分析法探讨了京津风沙源区植被覆盖变化与降水因素的关系,于璐等^[16]使用残差分析法分离出人类活动对植被变化的影响.相关分析法对相关性的空间异质性挖掘不足,残差分析法未能将人类活动的影响进行量化^[33].而地理探测器作为一种分析驱动因子的新统计学方法,不仅能探测驱动因子的解释力并将其量化,还能分析驱动因子的交互作用^[34].研究结果表

明,自然因子是影响 FVC 空间分布的主导因子,但自然因子和人类活动的交互作用下,对 FVC 空间分布的解释力大于单因子的解释力,如降水对 FVC 空间分布的解释力为 63.3%,但与其他因子的交互作用解释力均大于 63.3%.

地理探测器虽有独特优势,但是连续因子的离散化无明确标准,致使其分类结果直接影响着模型运算结果,该方法在分析 FVC 影响因素时会受尺度效应和分层效应的影响^[35].对于尺度效应,目前本文的区域是京津风沙源区,在更大范围或者在京津风沙源不同亚区的自然地理特征分层时可能会导致研究结果的不确定性.针对分层效应,离散化连续变量的方法有很多,常用的分类方法有自然断点分级法、相等间隔法、标准差分级法等.研究中发现,不同的分类方法对探测结果具有一定的影响^[35].本文选用了标准差分级法分析,避免了人为分类的主观性.但是,分类方法和分类数量对研究结果的影响规律仍需要进一步做研究.

4 结论

4.1 2000~2018 年京津风沙源区 FVC 整体呈现上升趋势,增加的区域占整个研究区的 73.7%,主要集中在晋北山地丘陵亚区、燕山丘陵山地水源保护亚区和大兴安岭南亚区、科尔沁沙地亚区的南部;植被覆盖度下降的区域占到 26.3%,主要集中在农牧交错带亚区的中部、浑善达克沙地亚区的东北部和兴安岭南亚区的中北部.

4.2 2000~2018 年各驱动因子对植被覆盖度的解释力排序为:降水>坡度>气温>年末大牲畜头数>平均相对湿度>日降水量>0.1mm 时数>年末人口总数>平均 2min 风速>GDP>粮食作物播种面积>DEM>坡向.其中,降水是自然因素中影响植被覆盖度空间分布的主要因子,解释力在 63%以上,其次是坡度的影响,其解释力超过了 45%;年末大牲畜头数是人类活动中影响植被覆盖度空间分布的主要驱动因子,解释力达到 34.8%.

4.3 各个驱动力因子间交互作用以双协同作用和非线性协同作用为主.降水与其余因子的交互作用解释力均在 63%以上;除坡向外,人类活动各驱动因子与自然因子均增强了对研究区 FVC 空间分布的影响程度,解释力均在 30%以上.

参考文献:

- [1] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for estimation of vegetation fraction [J]. Remote Sensing of Environment, 2002,80(1):76-87.
- [2] 赵根庄,王 云,董 硕,等.河北坝上草原植被覆盖度时空变化特征分析 [J]. 地理信息世界, 2018,25(6):31-38.
Zhao G Z, Wang Y, Dong S, et al. Analysis of spatiotemporal variation characteristics of vegetation coverage in Bashang Grassland of Hebei province [J]. Geomatics World, 2018,25(6):31-38.
- [3] 祝 聪,彭文甫,张丽芳,等.2006~2016 年岷江上游植被覆盖度时空变化及驱动力 [J]. 生态学报, 2019,39(5):1583-1594.
Zhu C, Peng W F, Zhang L F, et al. Study of temporal and spatial variation and driving force of fractional vegetation cover in upper reaches of Minjiang River from 2006 to 2016 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(5):1583-1594.
- [4] 郭瑞霞,尚夏明,李 煜.基于 MODIS_NDVI 的甘肃省会宁县植被覆盖度变化监测 [J]. 甘肃科技, 2019,35(1):42-45.
Guo R X, Shang X M, Li Y. Vegetation coverage change monitoring based on MODIS_NDVI in Huining County, Gansu [J]. Gansu Science and Technology, 2019,35(1):42-45.
- [5] 郭力宇,郭 昭,王 涛,等.陕北黄土高原植被动态变化及其对气候因子的响应 [J]. 西安科技大学学报, 2019,39(2):317-326.
Guo L Y, Guo Z, Wang T, et al. Dynamic changes of vegetation and its responses to climate factors in northern Shaanxi loess plateau region [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2019,39(2):317-326.
- [6] 赵汝冰,肖如林,万华伟,等.锡林郭勒草地变化监测及驱动力分析 [J]. 中国环境科学, 2017,37(12):4734-4743.
Zhao R B, Xiao R L, Wan H W, et al. Grassland change monitoring and driving force analysis in Xilingol League [J]. China Environmental Science, 2017,37(12):4734-4743.
- [7] 满卫东,刘明月,王宗明,等.1990~2015 年东北地区草地变化遥感监测研究 [J]. 中国环境科学, 2020,40(5):2246-2253.
Man W D, Liu M Y, Wang Z M, et al. Remote sensing investigation of grassland change in Northeast China during 1990~2015 [J]. China Environmental Science, 2020,40(5):2246-2253.
- [8] 张圣微,张 睿,刘廷玺,等.锡林郭勒草原植被覆盖度时空动态与影响因素分析 [J]. 农业机械学报, 2017,48(3):253-260.
Zhang S W, Zhang R, Liu T X, et al. Dynamics of fractional vegetation cover and its influence factors in Xilingol Steppe [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017,48(3):252-260.
- [9] 张金茜,巩 杰,柳冬青.地理探测器方法下甘肃白龙江流域景观破碎化与驱动因子分析 [J]. 地理科学, 2018,38(8):1370-1378.
Zhang J X, Gong J, Liu D Q. Dynamics and driving factors of landscape fragmentation based on geodetector in the Bailongjiang Watershed of Gansu Province [J]. Scientia Geographica Sinica, 2018, 38(8):1370-1378.
- [10] 王 欢,高江波,侯文娟.基于地理探测器的喀斯特不同地貌形态类型区土壤侵蚀定量归因 [J]. 地理学报, 2018,73(9):1674-1686.
Wang H, Gao J B, Hou W J. Quantitative attribution analysis of soil erosion in different morphological types of geomorphology in karst areas: Based on the geographical detector method [J]. Acta Geographica Sinica, 2018,73(9):1674-1686.
- [11] 裴志林,杨勤科,王春梅,等.黄河上游植被覆盖度空间分布特征及其影响因素 [J]. 干旱区研究, 2019,36(3):546-555.
Pei Z L, Yang Q K, Wang C M, et al. Spatial distribution of vegetation coverage and its affecting factors in the upper reaches of the Yellow River [J]. Arid Zone Research, 2019,36(3):546-555.
- [12] 吴思佳,吴 伟,陈文惠,等.基于地理探测器的闽三角城市群植被覆盖时空变化及影响因素研究 [J]. 福建师范大学学报(自然科学版), 2019,35(5):81-88.
Wu S J, Wu W, Chen W H, et al. Study on temporal and spatial changes of vegetation coverage and its influencing factors in the urban agglomeration of Min Delta Based on the Geographical Detector Method [J]. Journal of Fujian Normal University (Natural Science Edition), 2019,35(5):81-88.
- [13] 张 彪,李庆旭,王 爽,等.京津风沙源区防风固沙功能的时空变化及其区域差异 [J]. 自然资源学报, 2019,34(5):1041-1053.
Zhang B, Li Q X, Wang S, et al. Spatial-temporal changes and regional difference of the sand-fixing service in the Beijing-Tianjin sandstorm source region [J]. Journal of Natural Resource, 2019,34(5): 1041-1053.
- [14] 马志婷.1860~2014 年中国干旱时空变化及其对植被的影响 [D]. 太原:山西大学, 2018.
Ma Z T. Spatial and temporal variation of drought and its impact on vegetation in China during 1960~2014 [D]. Taiyuan:Shanxi University, 2018.
- [15] 严恩萍,林 辉,党永峰,等.2000~2012 年京津风沙源治理区植被覆盖时空演变特征 [J]. 生态学报, 2014,34(17):5007-5020.
Yan E P, Lin H, Dang Y F, et al. The spatiotemporal changes of vegetation cover in Beijing-Tianjin sandstorm source control region during 2000~2012 [J]. Acta Ecologica Sinica, 2014,34(17):5007-5020.
- [16] 于 璐,武志涛,杜自强,等.气候变化背景下京津风沙源区人类活动对植被影响的量化研究 [J]. 应用生态学报, 2020,31(6):2007-2014.
Yu L, Wu Z T, Liu Y, et al. Quantitative analysis of the effects of human activities on vegetation in the Beijing-Tianjin sandstorm source region under the climate change [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020,31(6):2007-2014.
- [17] 王梅海,李政海,王 珍.气候和放牧对锡林郭勒地区植被覆盖变化的影响 [J]. 应用生态学报, 2013,24(1):156-160.
Wang H M, Li Z H, Wang Z. Effects of climate and grazing on the vegetation cover changes in Xilinguole League of Inner Mongolia, North China [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2013,24(1):156-160.
- [18] 单 楠.京津风沙源区植被指数(NDVI)对气候变化响应研究 [D]. 北京:中国林业科学研究院, 2013.
Shan N. The Research on normalized different vegetation index (NDVI) response to the climate changes in Beijing-Tianjin Sand Source Region [D]. Beijing:Chinese Academy of Forestry, 2013.
- [19] Yang S W, Dong B, Liu L, et al. Research on vegetation coverage change in Sheng Jin Lake Wetland of Anhui Province [J]. Wetlands, 2015,35(4):677-682.
- [20] 张 勇.近 20 年科尔沁沙地植被覆盖变化研究——以科尔沁左翼后旗为例 [D]. 呼和浩特:内蒙古师范大学, 2008.
Zhang Y. A Study on the vegetation cover change in Horqin Sandy

- Land during the recent 20 years [D]. Hohhot: Inner Mongolia Normal University, 2008.
- [21] 王文辉,马祥庆,邹显花,等.2000~2010 年福建省植被覆盖度的时空演变特征 [J]. 水土保持研究, 2017,24(4):234-246.
- Wang W H, Ma X Q, Zou X H, et al. Spatiotemporal variations of vegetation change in Fujian province from 2000 to 2010 [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2017,24(4):234-246.
- [22] 武志涛.京津风沙源区植被变化及固碳效益研究 [D]. 北京:北京师范大学, 2013.
- Wu Z T. Vegetation Dynamics and Benefits of Carbon Sequestration in the Beijing-Tianjin Sand Source Region [D]. Beijing: Beijing Normal University, 2013.
- [23] 王劲峰.地理探测器及其在环境和社会科学中的应用 [R]. 上海:同济大学建筑与城市规划学院, 2018.
- Wang J F. Geographic detectors and their application in the environmental and social sciences. [R]. Shanghai:CAUP Tongji University, 2018.
- [24] 潘洪义,黄 佩,徐 婕.基于地理探测器的岷江中下游地区植被 NPP 时空格局演变及其驱动力研究 [J]. 生态学报, 2019,39(20):7621-7631.
- Pan H Y, Huang P, Xu J. The spatial and temporal pattern evolution of vegetation NPP and its driving forces in middle-lower areas of the Min river based on geographical detector analyses [J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(20):7621-7631.
- [25] 王劲峰,徐成东.2017 地理探测器:原理与展望 [J]. 地理学报, 2017,71(1):116-134.
- Wang J F, Xu C D. Geodetector of Spatial Stratified Heterogeneity: Principle and Applications in Environmental and Social Sciences [J]. Acta Geographica Sinica, 2017,71(1):116-134.
- [26] 彭文甫,张冬梅,罗艳玫,等.自然因子对四川植被 NDVI 变化的地理探测 [J]. 地理学报, 2019,74(9):1758-1776.
- Peng W F, Zhang D M, Luo Y M, et al. Influence of natural factors on vegetation NDVI using geographical detection in Sichuan Province [J]. Acta Geographica Sinica, 2019,74(9):1758-1776.
- [27] 庞 静.基于地理探测器模型的自然和人为因素对植被变化的影响 [D]. 太原:山西大学, 2016.
- Pang J. Geographical Detector-based identifying the impact of natural and human factors on vegetation changes [D]. Taiyuan:Shanxi University, 2016.
- [28] 谢 帅,刘士彬,段建波,等.OSDS 注册用户空间分布特征及影响因素分析 [J]. 地球信息科学学报, 2016,18(10):1332-1340.
- Xie S, Liu S B, Duan J B, et al. Spatial distribution characteristics of OSDS registered users and its influencing factors [J]. Journal of Geo-information Science, 2016,18(10):1332-1340.
- [29] 裴 亮,黄森旺,陈丽萍.京津风沙源区植被的时空变化及其对气候因子的响应 [J]. 中国沙漠, 2013,33(5):1593-1597.
- Pei L, Huang S W, Chen L P. Vegetation spatio-temporal changes and the relationship with climate factors in Beijing-Tianjin Sand Source Region [J]. Journal of Desert Research, 2013,33(5):1593-1597.
- [30] 马 梅,张圣微,魏宝成.锡林郭勒草原近 30 年草地退化的变化特征及其驱动因素分析 [J]. 中国草地学报, 2017,39(4):86-93.
- Ma M, Zhang S W, Wei B C. Temporal and spatial pattern of grassland degradation and its determinants for recent 30years in Xilinguole [J]. Chinese Journal of Grassland, 2017,39(4):86-93.
- [31] 王萨仁娜,韩国栋,包玉海,等.载畜率对短花针茅荒漠草原植被覆盖的影响 [J]. 中国草地学报, 2015,37(6):67-72.
- Wang S, Han G D, Bao Y H, et al. The influence of stocking rates on vegetation coverage in *Stipa breviflora* desert steppe [J]. Chinese Journal of Grassland, 2015,37(6):67-72.
- [32] 李庆旭,张 彪,王 爽,等.京津风沙源区 2000~2015 年植被覆盖状况的区域差异研究 [J]. 地学前缘(中国地质大学(北京);北京大学), 2018,25(5):298-304.
- Li Q X, Zhang B, Wang S, et al. Regional differences of vegetation cover in the Beijing-Tianjin sandstorm source region from 2000 to 2015 [J]. Earth Science Frontiers (China University of Geosciences (Beijing); Peking University), 2018,25(5):298-304.
- [33] 王晓峰,张明明,尹礼唱,等.2000~2015 年中国干旱半干旱地区沙漠化进程驱动力研究 [J]. 生态环境学报, 2019,28(5):948-957.
- Wang X F, Zhang M M, Yin L C, et al. Study on the driving factors in desertification process in arid and semi-arid region of China from 2000 to 2015 [J]. Ecology and Environmental Sciences, 2019,28(5):948-957.
- [34] 毕硕本,计 晗,陈昌春,等.地理探测器在史前聚落人地关系研究中的应用与分析 [J]. 地理科学进展, 2015,34(1):118-127.
- Bi S B, Ji H, Chen C C, et al. Application of geographical detector in human-environment relationship study of prehistoric settlements [J]. Progress in Geography, 2015,34(1):118-127.
- [35] Chen T Q, Feng Z, Zhao H F, et al. Identification of ecosystem service bundles and driving factors in Beijing and its surrounding areas [J]. Science of the Total Environment, 2020,711.
- [36] Gao F, Ge Y, Wang J F. Optimal discretization for geographical detectors-based risk assessment [J]. GIScience&Remote Sensing, 2013,50(1):78092.
- 作者简介:** 孟 琪(1994-),女,山西文水人,山西大学硕士研究生,主要从事区域植被与生态遥感方面研究。