超星·期刊

中国生态农业学报(中英文) 2022 年 11 月 第 30 卷 第 11 期
Chinese Journal of Eco-Agriculture, Nov. 2022, 30(11): 1737−1749

DOI: 10.12357/cjea.20220309

丁永康, 叶婷, 陈康. 基于地理探测器的滹沱河流域植被覆盖时空变化与驱动力分析[J]. 中国生态农业学报 (中英文), 2022, 30(11): 1737−1749
DING Y K, YE T, CHEN K. Analysis of spatio-temporal dynamics and driving forces of vegetation cover in the Hutuo River Basin based on the geographic detector[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2022, 30(11): 1737−1749

基于地理探测器的滹沱河流域植被覆盖时空变化与驱动力分析*

丁永康, 叶 婷, 陈 康**

(河北地质大学水资源与环境学院/河北省水资源可持续利用与开发重点实验室/河北省水资源可持续利用与产业结构优化协同创新中心/河北省高校生态环境地质应用技术研发中心 石家庄 050031)

摘 要: 滹沱河流域位于山西和河北两省境内, 是山西忻州市和河北石家庄市的“母亲河”, 也是海河流域的重要组成部分, 对于区域生态环境和城市发展起到重要作用。本研究基于 2000—2020 年 21 年间月尺度 MOD13Q1 (250 m) 数据集, 在总结区内植被覆盖空间分异特征基础上, 采用一元线性回归方法分析了流域内植被时空变化趋势, 借助皮尔逊相关分析方法讨论了温度、降水量与归一化植被指数 (NDVI) 之间的相关关系, 利用地理探测器将区内温度、降水量、植被类型、土壤类型、海拔等自然因子, 以及土地利用类型、人口密度、GDP 等人为因子进行统计划分, 系统探讨了各驱动因子对 NDVI 的影响程度, 明确了流域内植被时空变化特征及其驱动因子的驱动力大小, 为生态环境保护以及可持续发展提供了依据。结果表明: 1) 近 21 年来, 区内植被覆盖度总体呈现增加的趋势, 每年 5—9 月 NDVI 平均值为 0.71, Slope 指数平均值为 0.0035, 区内植被恢复以轻度改善为主, NDVI 改善区域面积占 81.00%, 退化区域占 10.08%。2) 区内 NDVI 与降水量、温度之间整体均呈现正相关关系, NDVI 年际变化同降水量更密切, 但阳泉、石家庄周边地区 NDVI 同二者呈负相关关系, 可能受人类活动影响显著。3) 区内单个驱动因子对 NDVI 影响程度由大到小排序为: 降水量>温度>土地利用类型>植被类型>土壤类型>人口密度>GDP>海拔, 其中前 3 个因子的 q 值均大于 0.3, 作为影响区内 NDVI 的主要驱动因子。4) 区内各驱动因子交互组合驱动力显著高于单个驱动因子, 并呈现双因子增强效应, 其中人为因子中土地利用类型同自然因子降水量的交互作用最大, q 值为 0.74, 明显高于仅有人为因子或仅有自然因子进行的交互作用。总体来看, 人类活动对区内植被覆盖时空格局产生了较强的影响, 综合考虑气象因素并合理规划土地利用是改善区内植被覆盖的关键因素。

关键词: 滹沱河流域; 归一化植被指数 (NDVI); 时空变化; 地理探测器; 气象因素; 驱动因子
中图分类号: X87 **开放科学码(资源服务)标识码(OSID):**

Analysis of spatio-temporal dynamics and driving forces of vegetation cover in the Hutuo River Basin based on the geographic detector*

DING Yongkang, YE Ting, CHEN Kang**

* 河北省水资源可持续利用与产业结构优化协同创新中心开放基金 (QN202143)、中国地质调查局地质调查项目 (DD20160238) 和河北地质大学青年科技基金项目 (QN202143) 资助

** 通信作者: 陈康, 主要研究方向为地下水环境。E-mail: chenkang@hgu.edu.cn
丁永康, 主要研究方向为地下水环境。E-mail: dyk293513119@163.com

收稿日期: 2022-04-24 接受日期: 2022-06-23

* The study was supported by the Open Fund of Hebei Province Collaborative Innovation Center for Sustainable Utilization of Water Resources and Optimization of Industrial Structure (QN202143), the Geological Survey Project of China Geological Survey (DD20160238), and the Youth Science and Technology Fund of Hebei GEO University (QN202143).

** Corresponding author, E-mail: chenkang@hgu.edu.cn

Received Apr. 24, 2022; accepted Jun. 23, 2022

超星·期刊

(School of Water Resources and Environment, Hebei GEO University / Hebei Province Key Laboratory of Sustained Utilization and Development of Water Resources / Hebei Province Collaborative Innovation Center for Sustainable Utilization of Water Resources and Optimization of Industrial Structure / Hebei Center for Ecological and Environmental Geology Research, Shijiazhuang 050031, China)

Abstract: The Hutuo River Basin, located in the Shanxi and Hebei Provinces, plays an important role in regional ecological environment and urban development. Analysis of the spatio-temporal dynamics and driving forces of vegetation cover in the area provides an important scientific basis for sustainable social and economic development and ecological environmental protection. Based on the monthly scale MOD13Q1 (250 m) dataset for 21 years from 2000 to 2020, this study analyzed the spatio-temporal variation trend of vegetation using the unary linear regression method and discussed the correlation between temperature, precipitation, and NDVI using the Pearson correlation analysis method. Natural factors such as temperature, precipitation, vegetation type, soil type, and altitude, and human factors such as land use type, population density, and GDP were statistically divided using the geographic detector, and the degree of influence of each driving factor on NDVI was systematically discussed. Particularly in the case of the increasingly close relationship between vegetation cover and human activities, the driving force values of different human factors can be obtained quantitatively to provide a basis for future research and analysis of the influence mechanism of the main driving factors, ecological environment protection, and sustainable development of watershed. The results of this study were as follows: 1) In the past 21 years, vegetation cover in the area had been increasing, and the average NDVI and Slope index, which is used to indicate vegetation changing trend with the positive value meaning increase, from May to September every year were 0.71 and 0.0035, respectively. The vegetation restoration in the area improved slightly, with 81.00% of the area improving in NDVI and 10.08% of the area degrading. 2) There were positive correlations between NDVI and precipitation and temperature in the area, and the interannual variation in NDVI was more closely related to precipitation. The proportions of positive and negative correlation areas between precipitation and NDVI were 87.73% and 12.27%, respectively, among which 35.28% and 6.92% of the positive correlation area passed the significance test of $P<0.05$ and $P<0.01$, respectively. However, the NDVI in the surrounding areas of Yangquan and Shijiazhuang cities was negatively correlated with precipitation and temperature, which may be significantly affected by human activities. 3) The degree of influence of a single driving factor on NDVI in the area was ranked from high to low as follows: precipitation > temperature > land use type > vegetation type > soil type > population density > GDP > altitude. Among them, the q (showing impacting strength of factor) values of the first three factors were all greater than 0.3, and they were the main driving factors affecting the NDVI in the area. 4) The driving force of all the driving factors combined in pairs was significantly greater than that of a single driving factor, showing a two-factor enhancement effect. In addition, the interaction between land use type and precipitation, with a q value of 0.74, was the largest, and it was significantly greater than that of interactions between only human factors or only natural factors. In general, human activities have had a strong impact on the spatio-temporal pattern of vegetation cover, and comprehensive consideration of meteorological factors and rational planning of land use are key factors in improving vegetation cover in the area.

Keywords: Hutuo River Basin; Normalized difference vegetation index (NDVI); Spatio-temporal dynamics; Geographic detector; Meteorological factors; Driving factors

植被作为生态系统中重要的组成部分, 在全球物质与能量循环、气候变化调节中发挥着重要作用[1], 其覆盖度能够表征某一区域植被的生长状况以及生长趋势, 也是气候变化、人类活动特征和水资源丰富度等因素作用的综合体现[2]。通常植被覆盖度用归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 表征, 其影响因素众多, 在全球气候变暖的趋势下, 探究植被变化特征同气象因素之间的关系, 始终是广大学者重点讨论的话题[3-4]。众多学者研究了气象因素 (比如温度、降水量、蒸发量等) 同 NDVI 之间的时空变化特征关系: Detsch 等[5] 对坦桑尼亚 Kilimanjaro 植被动态进行研究, 发现该地区植被生长受到季节性温度变化影响; Fu 等[6]对澳大利亚的 Namoi 流域植被覆盖变化进行研究, 利用回归树方法探究 NDVI 动态变化同气象因素以及地下水资源之间的响应关系; 孔冬冬等[7] 对青藏高原植被气象因素进行分析, 发现温度对物候的影响占主导地位, 8 月植被生长季的主要限制因素是降水量。但近年来研究发现随着人类活动的日益加剧, 部分地区气象因素对植被变化的影响呈现减弱趋势。孟丹等[8] 通过气象因素对京津冀地区 NDVI 变化进行了驱动分析, 发现区内人类活动对植被覆盖变化影响巨大; 谷金芝等[9] 通过残差分析法得出 2000—2015 年华北平原非气象因素对植被覆盖的影响占比更大; 李镇等[10] 研究发现滹沱河流域 2000—2015 年 NDVI 年际变化与标准化降水蒸散指数 (SPEI) 具有显著正相关, 且植被生长受到干旱影响较大, 并利用残差分析表明人类活动所占比重逐年增大; 刘启兴等[11] 对黄河源区植被进行研究, 发现人类活动对区域生态环境产生一定积极作用的同时, 仍然有接近 1/2 的区域

超星·期刊

NDVI 减少是由人类活动导致。因此人类活动在速度和程度上对植被的影响有超过自然因子的趋势[12-16]。

传统采用变异系数、Hurst 指数、偏相关分析等一系列分析 NDVI 影响因素的方法[7-10], 其各个因素的影响程度不能进行定量判断, 具有一定局限性。地理探测器是王劲峰等[17] 通过空间方差分析来判定空间分异性, 并揭示其驱动因子的统计方法, 能够定量识别因子的影响力及其交互作用强度等关系。目前部分学者已经利用地理探测器对植被 NDVI 的驱动因子进行研究, 比如张思源等[18] 利用地理探测器对内蒙古地区影响植被 NDVI 的驱动因子进行分析, 得出该区域植被特征时空变化以及各因素促进植被生长的最适宜范围; 彭文甫等[19] 利用地理探测器对四川地区植被进行研究, 发现自然因子对植被 NDVI 存在交互作用影响, 并且该交互作用增强了单一因子的影响; 李晓丽等[20] 利用残差分析法发现人类活动促进了西南岩溶槽谷区植被的恢复, 区内土地利用类型和温度是主要的驱动因子。同时, 地理探测器还能够对双驱动因子之间的协同作用进行分析, 得出具体的驱动力大小 (q), 从而确定区域内占主导作用的驱动因子, 进而为后续的研究及流域治理提供参考。

近年来滹沱河流域的生态问题日益突出, 众多影响因素同生态环境均在时间和空间尺度上不断发生演变[21]。为了更加有效地保护流域生态, 了解 NDVI 时空变化特征以及造成空间分异的驱动原因和各个驱动因子影响力大小十分必要[22]。由于 MODIS 数据具有时间连续性长、空间分辨率高、覆盖率广以及可免费获取等特点, 众学者将其作为表征研究区地表覆盖特征的数据源[23-26], 在不同的区域选取不同产品类型的 MODIS 数据进行研究, 结果表明 NDVI 受到气象因素以及区域干旱程度影响较大[27], 与其他因素交互影响植被生态状况[15-20]。长期以来, 许多学者通过残差分析法, 定量分析了人类活动影响下 NDVI 的空间变化情况。然而, 人类活动类型、自然因子和人为因子协同作用对 NDVI 的影响程度大小等方面研究相对较少。近年来, 有学者开始采用地理探测器分析人类活动对 NDVI 的定量影响问题, 主要研究了土地利用类型、人口密度、GDP 等 3 种驱动因子, 有关政策实施、民众环境意识变化等因子分析较少, 该领域有关人类活动对 NDVI 产生影响的定量问题仍需深入研究探讨[18-20]。

本研究以 2000—2020 年期间分辨率为 250 m 的 MODIS 数据 (MOD13Q1) 作为遥感数据源, 首先采用一元线性回归和皮尔逊相关分析方法, 对降水量和温度两种自然因子进行定量研究。然后通过地理探测器对区内影响 NDVI 的驱动因子进行分析, 结合多种驱动因子数据, 定量评价人为因子 (土地利用类型、GDP、人口密度) 和自然因子的年际影响力, 以及不同驱动因子之间的交互作用, 旨在探究区内植被覆盖的时空演变特征以及驱动因子的影响力情况, 揭示近 21 年来区内流域生态建设改善的效果, 为区内可持续发展、生态修复及环境保护提供科学依据和决策参考。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

滹沱河是海河流域子牙河系的支流之一, 发源于山西省繁峙县五台山北麓, 迂回穿越太行山进入河北省平山县境, 向东流至河北省献县, 与滏阳河汇合后形成子牙河并入海, 地理位置位于 37°17′~39°28′N, 112°13′~115°16′E, 全长 587 km, 流域面积 24 690 km^2 (图 1)。区内海拔在 11~2992 m, 山西省五台县瑶池村为上游河段, 瑶池村至黄壁庄水库为中游河段, 黄壁庄水库至河北省献县为下游河段。其中包含 4 种典型地貌类型: 丘陵、盆地、平原和山地, 面积分别占 15%、18%、27% 和 50%, 其中最高峰五台山海拔高程 2992 m[28]。区内整体植被覆盖程度不高, 水土流失较重, 以五台山区植被覆盖度最好, 海拔从高到低呈现针叶林、阔叶林、草甸植被、灌丛植被、草原植被分布的垂直地带性[29]。区内土壤类型以初育土类型为主。地处东亚温带大陆季风气候区, 多年平均降水量为 380.7~833.4 mm, 其时空分布不均。区内年均温度在 2.8~14.1 ℃, 呈现自南向北递减趋势[30]。

1.2　数据来源及预处理

1.2.1　NDVI 数据

为了研究区内植被时空变化特征, 本研究数据源选用具有时效性好且分布范围广泛的美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA, http://ladswed.nascom.Nasa.gov/data/search.html) 提供的 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) MOD13Q1 的 NDVI 时间序列产品, 其中条带号包括 h26v05、h27v05 两幅影像, 时间尺度为 2000—2020 年期间每年的 5—9 月植被生长期时段, 时间分辨率为 16 d, 空间分辨率 250 m。利用 MRT (MODIS Reprojection Tools) 对原始 MODIS 数据进行批量拼接、裁剪、投影变换等操作, 得到 105 幅 (21 年×5 幅/年) 影像, 输出为 Geotiff 格式

超星·期刊

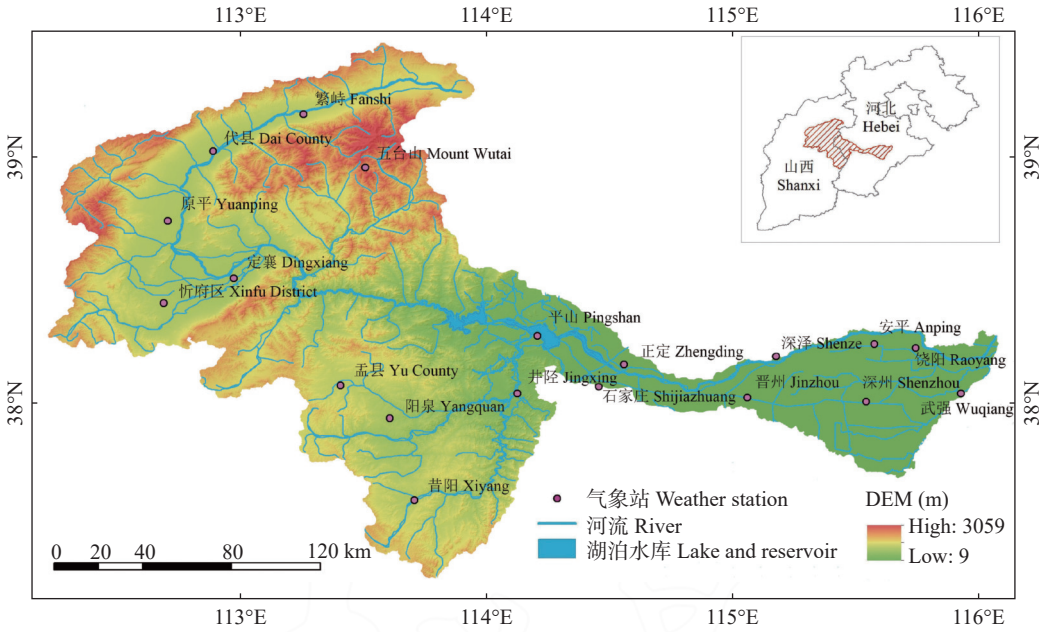


图 1 滹沱河流域地理位置及气象站点分布

Fig. 1 Geographical location and distribution of meteorological stations in the Hutuo River Basin

文件; 基于 5—9 月地表植被处于生长繁盛期, 且本次研究时间跨度大, 使用最大值合成法 (MVC) 将每年 5—9 月的月最大 NDVI 取平均值, 以表征当年的植被生长覆盖状况[27]。

1.2.2 气象数据

气象数据来源于中国气象数据网 (http://date.cma.cn/) 提供的气象数据, 包括 2000—2020 年区内 19 个气象站 (图 1) 的逐月数据, 根据提供的月平均降雨量和月平均温度, 结合 DEM 数据, 通过 Kriging 插值方法对气象数据进行空间栅格化, 用于一元线性回归、相关性分析以及作为地理探测器的驱动因子进行综合分析。

1.2.3 资源数据

土地利用资源数据来自中国土地利用现状遥感监测数据库, 分别下载 2000 年、2005 年、2010 年、2015 年和 2020 年共 5 期, 空间分辨率为 1 km 的土地利用遥感监测数据进行处理。地貌类型、植被及土壤分布数据分别来源于《中华人民共和国地貌图集 (1∶100 万)》《1∶100 万中国植被图集》与《1∶100 万中华人民共和国土壤图》数字化生成; GDP 以及人口密度数据来源于 1 km 网格的 GDP/中国人口空间分布公里网格数据集, 以上数据均来自于中国科学院资源环境科学数据中心 (http//www.res-dc.cn), 年份为 2000 年、2005 年、2010 年、2015 年、2020 年共 5 期数据。区内 DEM (Digital Elevation Model) 数据来源于地理空间数据云平台 (https://www.gscloud.cn) 的 ASTER GDEM V3 高程数据, 空间分辨率 30 m。

1.2.4 其他数据

流域矢量边界数据通过对 DEM 数据依次进行拼接、填洼、流向处理, 对流量计算结果按水利部河流等级规定选取阈值大小, 通过河网分级, 结合中国科学院资源环境科学数据中心河网数据, 确定泄洪点, 并最终使用分水岭工具导入流向栅格和泄洪点, 得到滹沱河流域边界。

1.3 研究方法

1.3.1 NDVI 等级划分

预处理过的 NDVI 影像通过 MVC 方法消除异常值的影响[3]。根据已有研究[5-10], 采用等间距重分类方法, 将区内年最大 NDVI 划分为 6 个等级, 进行植被覆盖时空变化研究, 如表 1 所示。

1.3.2 趋势分析法

为直观表征区内植被覆盖的变化趋势, 结合 MVC 方法处理后的影像, 基于像元利用一元线性回归分析方法, 进行区内 2000—2020 年间植被覆盖度变化趋势研究, 它是一种通过对随机时间变量进行线性回归分析, 从而对变化趋势进行预测的方法, 其计算公式为:

$$\theta_{slope}=\frac{n\times\sum_{i=1}^{n}(i\times NDVI_i)-\left(\sum_{i=1}^{n}i\right)\times\left(\sum_{i=1}^{n}NDVI_i\right)}{n\times\sum_{i=1}^{n}i^2-\left(\sum_{i=1}^{n}i\right)^2} \quad (1)$$

式中: θ_{slope} 为一元线性方程的回归斜率, n 为监测时

超星·期刊

表 1　基于归一化植被指数 (NDVI) 的植被覆盖状况分类标准

Table 1　Classification standard for vegetation coverage based on the normalized difference vegetation index (NDVI)

覆盖分区 Overlay partition	NDVI
裸露区域 Bare area	≤0
低覆盖度区域 Low coverage area	0~0.2
中低覆盖度区域 Low and medium coverage area	0.2~0.4
中覆盖度区域 Medium coverage area	0.4~0.6
中高覆盖度区域 Medium and high coverage area	0.6~0.8
高覆盖度区域 High coverage area	0.8~1.0

间段的累计年数 (n=21), $NDVI_i$ 为第i年的 NDVI 数值。通过植被覆盖度序列和时间系列的相关关系, 判断区内覆盖度年际变化显著程度, 回归斜率为正表示植被覆盖度增加, 反之则降低。参照已有研究[5-18], 为准确分析区内植被变化状况, 将 θ_{slope} 值分为 5 个等级[31], 其对应的植被覆盖变化趋势如表 2 所示。

表 2　基于植被覆盖度变化一元线性方程回归斜率 (θ_{slope}) 的植被覆盖变化趋势分类标准

Table 2　Classification standard for vegetation coverage changes based on the slope of the regression of vegetation coverage (θ_{slope})

程度 Level	θ_{slope}
明显退化 Obvious degradation	≤−0.009 0
轻度退化 Mild degradation	−0.009 0~−0.000 9
基本稳定 Basically stable	−0.000 9~0.000 9
轻度改善 Slight improvement	0.000 9~0.009 0
明显改善 Significant improvement	≥0.009 0

1.3.3　相关性计算

本次研究采用皮尔逊相关系数表征 NDVI 与温度、降水量等气象因素之间的相关性[30], 计算公式如下:

$$R_{xy}=\frac{\sum_{i=1}^{n}[(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{2}$$

式中: R_{xy} 为两变量之间相关系数, 介于 1 和−1 之间, 其中 1 表示变量间完全正相关, 0 表示无关, −1 则表示完全负相关; x_i 为第 i 年的植被覆盖度; y_i 为第 i 年的气象因素; $\bar{x}$为多年植被覆盖度的平均值; $\bar{y}$为多年气象因素的平均值; i 为样本数目。

1.3.4　地理探测器计算

本研究区地域跨度较大, 气象、土壤及植被类型差异明显, 同时又受到土地利用类型、人口密度、GDP 等人类活动因素影响, 生态问题受到广泛关注[28]。

地理探测器是一种以空间统计学和空间自相关为理论基础的统计学方法, 可进行空间分异性探究, 揭示驱动因子同研究对象之间各单因子影响力大小与显著程度, 探测因子之间风险区与交互作用强度, 以及进行生态探测等方面的研究工作。本次研究利用该方法的因子探测工具以及交互作用探测工具, 分析区内 NDVI 驱动因子影响力。

1) 因子探测: 用于探测因变量 Y (NDVI 数值) 的空间分异性, 以及探测自变量 X (各个自然因子及社会经济因子) 对于 Y 的空间分异影响力度的大小, 用 q 表示, 公式如下:

$$q=1-\frac{1}{N\sigma^2}\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2=1-\frac{SSW}{SST} \tag{3}$$

$$SSW=\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2 \tag{4}$$

$$SSW=N\sigma^2 \tag{5}$$

式中: h=1, 2, …L, L 为 X 或 Y 的分类; q 的值域为 [0, 1], q 值越大, 表示 X 对 Y 的空间分异的影响力度越强; N_h 和 N 分别表示变量分为 h 类所含单元数与空间总区域内单元数; σ_h^2和σ^2分别为 h 类与区域内 Y 的方差; SSW 和 SST 分别为 L 类的方差之和与区域总方差。

本次研究将流域范围划分成 3 km×3 km 格网, 共 3531 个中心点作采样点, 提取空间上对应的 X 和 Y 属性值, 最后将其代入地理探测器中计算处理。通过自然断点法将降水量、温度、海拔、GDP、人口密度等驱动因子划分为 10 类, 根据大类标准将土壤类型分为 11 类, 植被类型分为 10 类, 土地利用类型分为 6 类[15]。

2) 交互作用探测: 识别不同自变量 X 之间的交互作用, 反映两个因子共同作用时对 Y 的影响力是否相关还是独立, 并用 q 值 [$q(X_1\cap X_2)$] 得出, 如表 3 所示。

2　结果与分析

2.1　植被覆盖时间变化特征

基于 MVC 方法得到 2000—2020 年每年 5—9 月 NDVI 最大值, 作为年 NDVI 数据, 由此获得 NDVI 变化拟合曲线[32]。如图 2 所示, 2000—2020 年期间, 区内 NDVI 从 0.673 增长到 0.759, 增长率为 12.78%, 增速为 0.0035·a^{-1}, 植被覆盖改善明显并呈现增长趋势。区内植被覆盖变化可分为 3 个阶段 (图 2): 第 1 阶段, 2000—2003 年期间 NDVI 快速增长, NDVI 从 0.673 增长到 0.719, 增长率为 6.84%, 增速为 0.0126·a^{-1}; 第 2 阶段, 2004—2013 年期间 NDVI 变化趋于稳定, 增速为 0.0004·a^{-1}, 增长不显著; 第 3 阶段, 2014—2020 年期间 NDVI 再次快速增长, NDVI 从

超星·期刊

表 3 驱动力大小判据区间及交互作用类型

Table 3 Model driving force size criterion of interval and interaction

判据区间 Criterion of interval	交互作用 Interaction
$q(X_1\cap X_2)<\text{Min}[q(X_1), q(X_2)]$	非线性减弱 Nonlinear weakening
$\text{Min}[q(X_1), q(X_2)]<q(X_1\cap X_2)<\text{Max}[q(X_1), q(X_2)]$	单因子非线性减弱 Single-factor nonlinear weakening
$q(X_1\cap X_2)>\text{Max}[q(X_1), q(X_2)]$	双因子增强 Dual factor enhancement
$q(X_1\cap X_2)=q(X_1)+q(X_2)$	独立 Independence
$q(X_1\cap X_2)>q(X_1)+q(X_2)$	非线性增强 Nonlinear enhancement

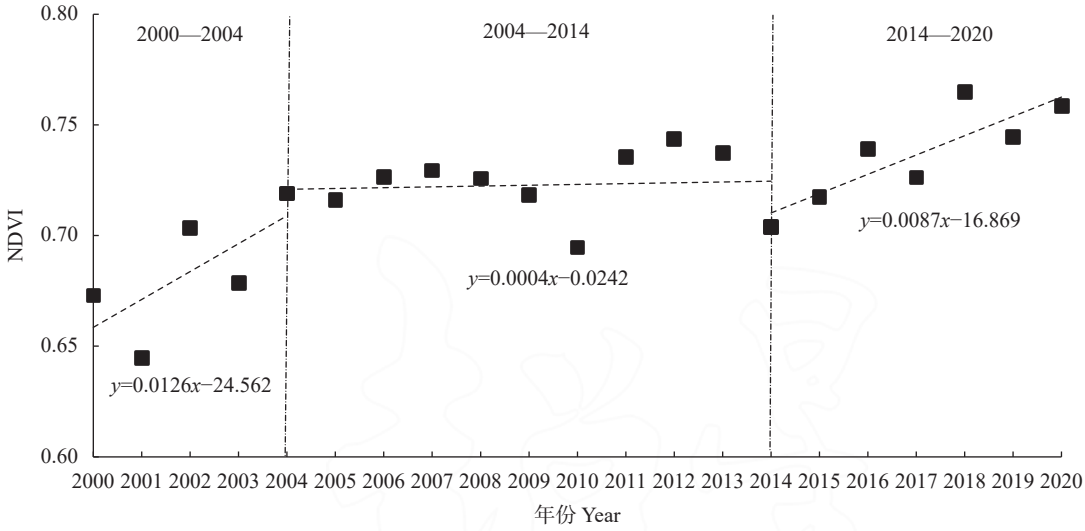


图 2 2000—2020 年滹沱河流域内各年 5—9 月 NDVI 变化趋势

Fig. 2 Variation trend of NDVI from May to September in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

0.704 增长到 0.759, 增长率为 7.82%, 增速 0.0087·a^{-1}。

与已有研究结果相比, 2000—2015 年的趋势变化同李镇等[10]研究结果保持一致, 区内 NDVI 增速大于华北平原增速 0.0025·a^{-1}[9], 低于全国平均增速 0.0045·a^{-1}[33]。2000—2020 年期间植被覆盖的变化, 与区内生态环境保护政策的实施以及人民群众环保意识的普遍增强关系密切。2000—2003 年期间, 河北省响应国家政策, 退耕还林任务共达 117.5 万 hm^{-2}, 开始建设环境保护四大体系并加以实施, 使得区内植被覆盖变化明显, NDVI 快速增长; 2004—2013 年期间, 考虑到城市化进程以及区内人口增长, 经济发展的同时生态环境遭到一定破坏, NDVI 呈现出增长缓慢的趋势, 并且个别年份下降明显; 2014—2020 年期间, 民众环保意识不断增强, 国家环保措施力度更大, 区内 NDVI 再次快速增长。

2.2 植被覆盖空间变化特征

为更好地评价区内植被空间覆盖变化, 参照已有研究分类方法, 对 NDVI 进行分区[9], 总体划分为裸露区域 (−0.3~0]、低覆盖度区域 (0~0.2]、中低覆盖度区域 (0.2~0.4]、中覆盖度区域 (0.4~0.6]、中高覆盖度区域 (0.6~0.8]、高覆盖度区域 (0.8~1]。如图 3 所示, 空间上区内植被覆盖呈现明显区域差异, 从西北上游地区—西南中游地区—东南下游地区依此呈现低—高—低的 NDVI 分布, 并且存在城市分布的周边区域植被覆盖水平偏低, 能够反映出人类活动对 NDVI 影响显著。

如图 4 所示, 2000—2020 年期间, 区内裸露、低覆盖度区域所占比例很低, 变化趋势不显著; 中低覆盖度区域占比降速为−0.0004·a^{-1}, 区内所占比例较稳定; 中覆盖度和中高覆盖度区域占比降速分别为−0.0058·a^{-1} 和−0.0057·a^{-1}, 二者区内所占比例逐年降低; 高覆盖度区域占比增速为 0.012·a^{-1}, 区内所占比例增长十分显著。整体来看, 裸露区、低覆盖度区域和中低覆盖度区域的区内占比变幅不大, 其变化不显著; 中覆盖度以及中高覆盖度区域的区内占比呈现逐年递减趋势; 高覆盖度区域的区内占比呈现逐年递增趋势。表明植被覆盖程度较低区域在研究时段趋于稳定, 中覆盖度及中高覆盖度区域逐年向高覆盖度区域转化, 高覆盖度区域比例逐年增大。

2000—2020 年不同植被覆盖分区的比例变化如表 4 所示。2020 年中高及高植被覆盖度区域面积比例最大, 分别为 53.40% 和 39.42%, 低植被覆盖度区

超星·期刊

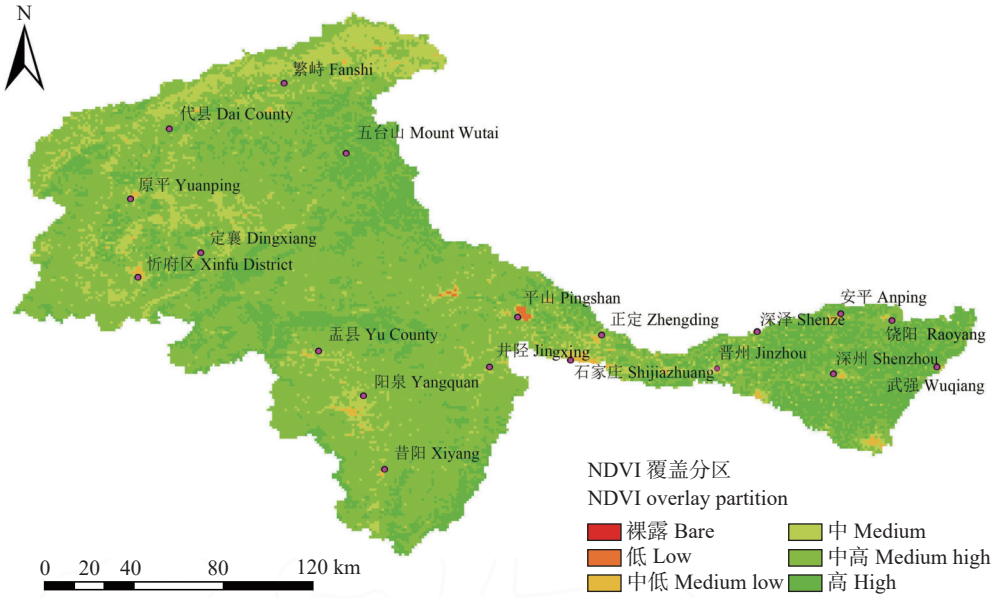


图 3　2000—2020 年滹沱河流域内年平均 5—9 月 NDVI 覆盖分区

Fig. 3　Average annual NDVI overlay partition from May to September in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

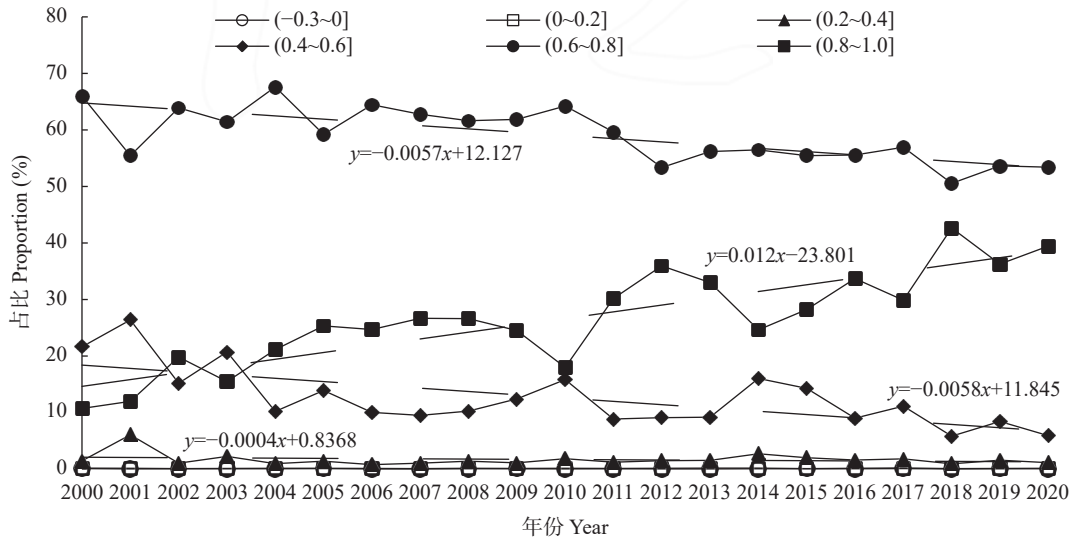


图 4　滹沱河流域内各年 NDVI 覆盖分区比例变化

Fig. 4　Changes of proportion of NDVI overlay partition of Hutuo River Basin in different years

域比例较低, 仅占 0.13%。区内高植被区域所占面积比例增长幅度很大, 从 2000 年 10.72% 增长到 2020 年 39.42%, 总体说明区内的植被生态状况趋于良性发展。

2.3　植被覆盖变化趋势分析

利用一元线性回归方法, 分析区内植被覆盖变化趋势情况。2000—2020 年区内植被恢复效果显著, 如图 5 所示。区内繁峙县以北、定襄西北部和忻府区南部 NDVI 增长十分明显。但是上游山间盆地区域、中游南部以及下游石家庄周边区域位置退化明显, 这与区内人口的增长、城市化进程以及区域的经济发展息息相关, 并且下游区域人口分布密集, 这也是造成下游区域植被覆盖大面积退化现象的主要原因[34]。总体来说, 区内植被覆盖趋势变化存在明显的空间差异性, 植被恢复以轻度改善为主, 覆盖范围占区内 77.07%, 基本稳定以及明显改善区域分别占 8.92% 和 3.93%, 其次退化区域共占 10.08%, Slope 指数平均值为 0.0035。上游区域的改善状况优于中下游地区, 可能与中下游平原区域较上游山区人类活动强烈有关。

2.4　气象因素对植被覆盖的影响

通过克里金插值方法[35] 对气象数据进行插值处

超星·期刊

表 4 2000—2020 年滹沱河流域植被 NDVI 区间的面积比例变化

Table 4 Changes of NDVI zoning proportion of vegetation in Hutuo River Basin during 2000—2020

覆盖分区 Overlay partition	2000		2020		2000—2020	
	面积 Area (km^2)	比例 Percentage (%)	面积 Area (km^2)	比例 Percentage (%)	面积变化 Area change (km^2)	变化率 Rate of change (%)
低覆盖度区域 Low coverage area	42	0.17	32	0.13	−10	−0.04
中低覆盖度区域 Low and medium coverage area	360	1.50	277	1.16	−83	−0.34
中覆盖度区域 Medium coverage area	5338	21.62	1454	5.89	−3884	−15.73
中高覆盖度区域 Medium and high coverage area	16 293	65.99	13 184	53.40	−3109	−12.59
高覆盖度区域 High coverage area	2647	10.72	9733	39.42	7086	28.70

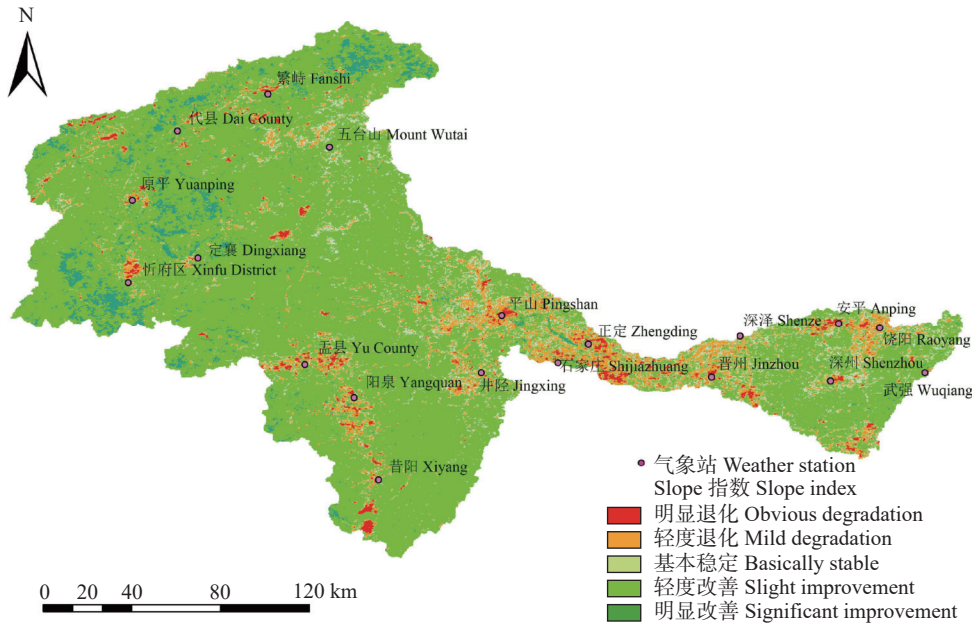


图 5 基于 Slope 趋势分析的滹沱河流域 2000—2020 年植被覆盖变化特征

Fig. 5 Variation characteristics of vegetation coverage based on Slope trend analysis in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

理, 如图 6 所示。区内上游山西段以及下游华北平原区域年均降水量为 395.30~432.57 mm, 五台山区以及中游南部区域年均降水量较大, 为 473.38~546.14 mm, 降水量表现出明显的空间差异性。年均温度自上游至下游呈现递增趋势, 五台山区为 2.82~7.98 ℃, 中下游区域为 9.04~14.07 ℃。

降水量是控制干旱半干旱区域植被生长的主要因子。从图 7 可知, 流域上游山西段西部降水量与 NDVI 相关系数高达 0.9, 绝大部分区域 NDVI 对降水量因子的响应较为显著, 呈现出较强正相关关系。其中正相关与负相关面积比例分别为 87.73% 和 12.27%, 在正相关区域中分别有 35.28% 和 6.92% 的区域通过 P<0.05 和 P<0.01 检验, 负相关区域中分别有 5.73% 和 1.27% 通过 P<0.05 和 P<0.01 检验。温度对 NDVI 影响主要位于上游北部以及中游南部等区域, 区内温度同 NDVI 之间呈现弱正相关关系。其中正相关与负相关面积比例分别为 84.28% 和 15.72%, 在正相关区域中分别有 21.37% 和 2.01% 的区域通过 P<0.05 和 P<0.01 检验, 负相关区域中分别有 8.23% 和 2.21% 通过 P<0.05 和 P<0.01 检验; 但二者同 NDVI 在阳泉、石家庄周边区域都呈现出显著的负相关关系。区内 NDVI 同温度和降水量呈正相关区域大多位于山区、盆地等区域, 并且上游人类活动较少, 随温度升高积温增加, 植被生长环境更优, 促使上游区域 NDVI 同气象因素之间相关性更强。而下游区域可能受人类活动影响较为显著, 导致 NDVI 同气象因素之间呈现负相关关系。

2.5 各驱动因子对植被覆盖变化的影响分析

为了探究区内各驱动因子以及自然因子与人为因子交互组合下对植被覆盖度的影响程度, 首先分析了单因子 q 值大小, 进而判别占主导作用的驱动力因子 (图 8), 其中包括温度、降水量、海拔、植被类型、土壤类型、土地利用类型、人口密度和 GDP 等一系列数据。

超星·期刊

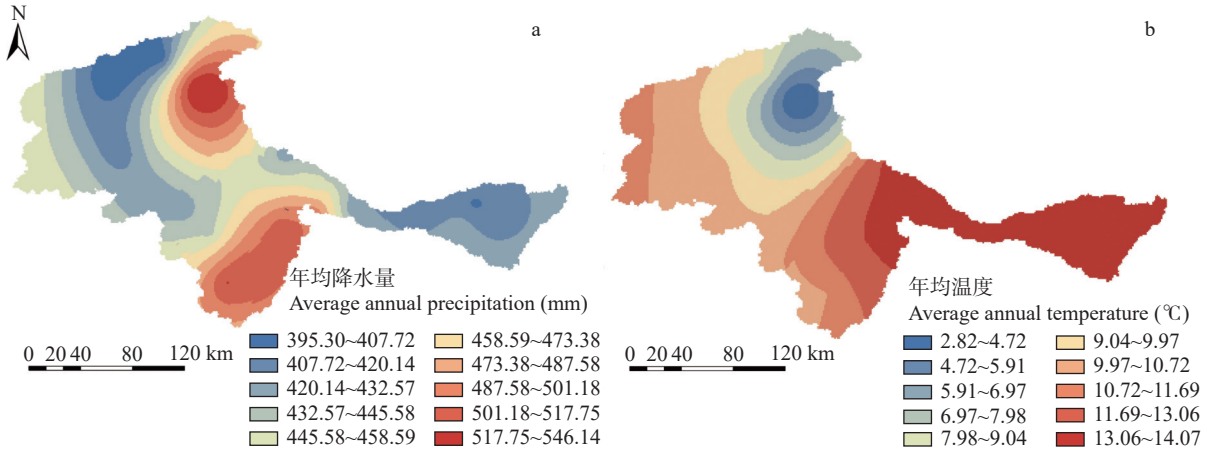


图 6　2000—2020 年滹沱河流域年均降水 (a) 及温度 (b) 空间分布

Fig. 6　Spatial distribution of annual average precipitation (a) and temperature (b) in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

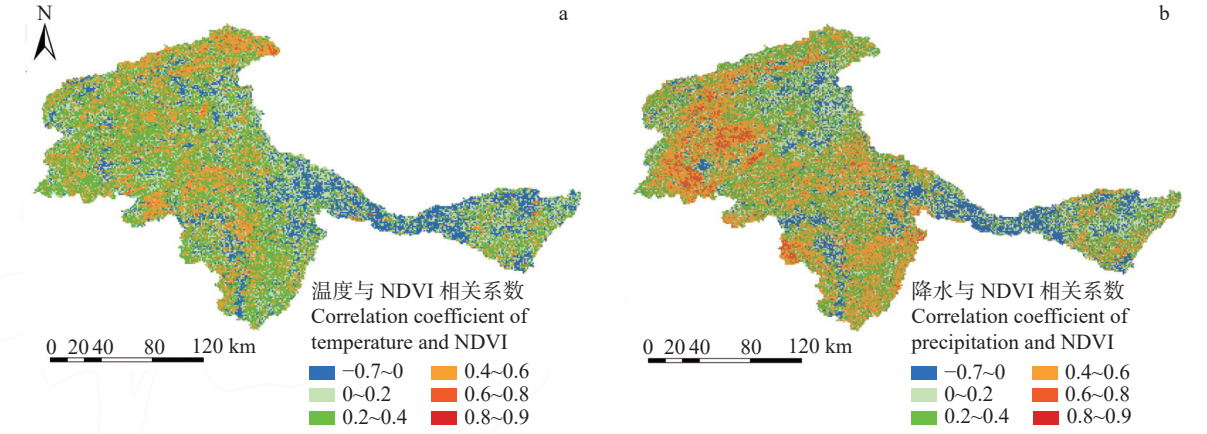


图 7　2000—2020 年滹沱河流域 NDVI 与温度 (a)、降水 (b) 的相关系数空间分布

Fig. 7　Spatial distribution of correlation coefficients between NDVI and temperature (a) and precipitation (b) in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

基于地理探测器对区内各驱动因子的 q 值进行计算分析 (表 5), 结果表明各驱动因子对区域内 NDVI 的影响力排序为: 降水量 (0.59)>温度 (0.38)>土地利用类型 (0.33)>植被类型 (0.29)>土壤类型 (0.27)>人口密度 (0.15)>GDP (0.05)>海拔 (0.01)。区内 NDVI 空间分异是自然因子同人为因子共同作用的结果, 其中降水量、温度、土地利用类型等具有较强的贡献率, 其 q 值均大于 0.3, 而植被类型、土壤类型、人口密度等贡献率相对较小。对于区内 NDVI 空间分异的影响因子来说, 降水量、温度等气象因素占主导, 人为因子中土地利用类型影响力与温度相当, 随着人口增长、经济发展等社会因素影响, 在未来, 人类活动同流域 NDVI 变化以及生态环境演化之间的关系会更加密切。

为了重点探究自然因子与人为因子交互作用下植被覆盖的变化, 利用地理探测器分析不同驱动因子之间的交互作用以及对 NDVI 空间分异的影响 (表 6)。根据表 5 与表 6 数据对比可知: 1) 任意两个驱动因子的交互作用对 NDVI 的影响均大于单个因子的独立作用, 表现出双因子增强效应。2) 降水量和温度同其余各驱动因子进行交互组合, q 值均大于 0.5。3) 降水量与土地利用类型、人口密度、GDP 等人为因子的交互作用显著, 其 q 值均大于 0.7, 降水量与土地利用类型交互作用 q 值最大, 达 0.74。

整体来看, 区内 NDVI 值的大小受降水量以及温度等气象因素影响明显, 各驱动因子交互组合驱动力显著高于单个驱动因子。同时, 人为因子对区内 NDVI 值的影响程度较高, 且呈现较强的上升趋势, 以土地利用类型为代表的人为因子与降水量为代表的自然因子的交互作用, 对区内 NDVI 值的变化起到了非常关键的影响, 明显高于仅有人为因子或者仅有自然因子间的交互作用。

超星·期刊

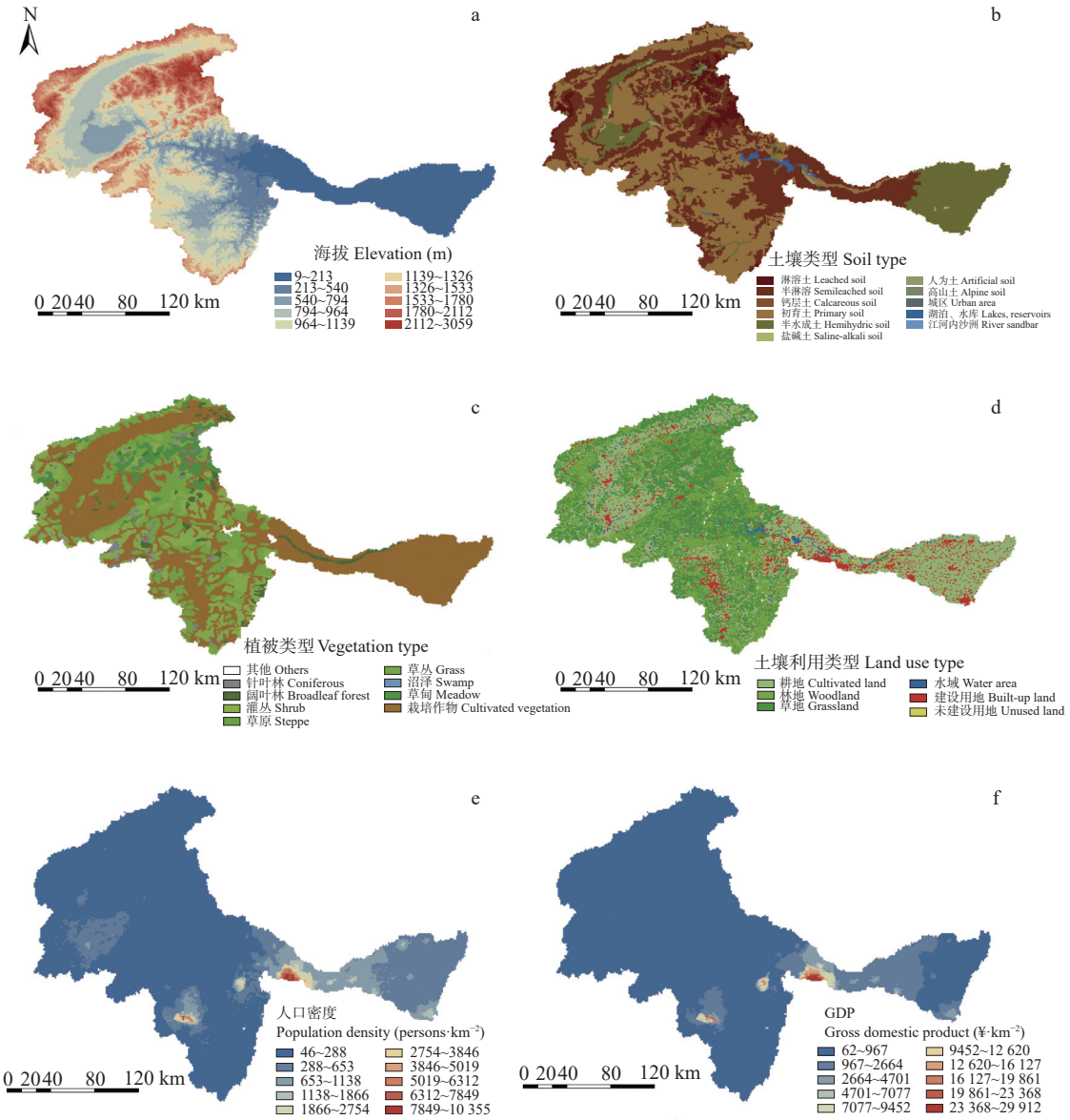


图 8　2000—2020 年滹沱河流域植被驱动因子海拔 (a)、土壤类型 (b)、植被类型 (c)、土地利用类型 (d)、人口密度 (e)、GDP(f) 的空间分布

Fig. 8　Spatial distribution of vegetation driving factors of elevation (a), soil type (b), vegetation type (c), land use type (d), population density (e), GDP (f) in the Hutuo River Basin from 2000 to 2020

表 5　2000—2020 年滹沱河流域植被 NDVI 驱动因子 *q* 值

Table 5　Drivers *q* values of vegetation in the Hutuo River Basin during 2000−2020

温度 Temperature	降水 Precipitation	海拔 Altitude	植被类型 Vegetation type	土壤类型 Soil type	土地利用类型 Land use type	人口密度 Population density	GDP
0.38	0.59	0.01	0.29	0.27	0.33	0.15	0.05

3　讨论与结论

3.1　讨论

本文对近 21 年间滹沱河流域植被覆盖时空变化特征以及驱动因子的定量分析进行了深入研究, 统计了植被覆盖变化不同阶段增长值及增速、改善及退化区域面积大小, 分析了区内主要的影响因子——降水量和温度同 NDVI 之间的相关性和显著性, 使用了地理探测器计算了相关自然因子和人为因子的驱动力大小, 得出了区内 NDVI 变化的主要驱动因子。与现有众多流域研究相比, 本文借助地理探测器定量计算了滹沱河流域一系列影响 NDVI 变化的因子驱动力大小, 同时计算了双因子交互作用下的驱动力数值。与谷金芝等[9]、李镇等[10]对华北以及滹沱河流域的植被时空变化演变和影响因素的研究相比, 本文将人类活动影响进行了定量化分析处理, 得出

超星·期刊

表 6　2000—2020 年滹沱河流域植被 NDVI 驱动因子交互组合驱动力数值 (*q*)

Table 6　Statistic values of interactive driving forces (*q*) of NDVI driving factors in the Hutuo River Basin during 2000−2020

驱动因子 Driving factor	温度 Temperature	降水量 Precipitation	海拔 Altitude	植被类型 Vegetation type	土壤类型 Soil type	土地利用类型 Land use type	人口密度 Population density	GDP
温度 Temperature	0.38							
降水量 Precipitation	0.66	0.59						
海拔 Altitude	0.57	0.71	0.01					
植被类型 Vegetation type	0.51	0.73	0.42	0.29				
土壤类型 Soil type	0.56	0.69	0.35	0.42	0.27			
土地利用类型 Land use type	0.53	0.74	0.44	0.39	0.44	0.33		
人口密度 Population density	0.56	0.71	0.44	0.37	0.39	0.38	0.15	
GDP	0.52	0.71	0.41	0.37	0.35	0.41	0.24	0.05

具体的因子驱动力大小。此外, 相比于张思源等[18]、彭文甫等[19] 基于地理探测器对区域的研究, 本文结合众多流域研究已有结论, 对主要影响流域的降水量和温度进行了相关分析, 发现降水量同 NDVI 呈现较强正相关关系, 是影响区内植被生长及年际变化的首要因子, 这与前人研究结果保持一致[10]; 区内温度与 NDVI 之间相关性较弱, 由于植被受到年际变化的影响, 在不同的月份中, 温度对植被的生长会起到促进或抑制的作用[14], 在过去的 60 年间我国北方的平均温度增速明显高于全球[31], 温度的影响力呈现明显波动且表现出下降趋势[36]。

众学者在考虑影响因子时, 皆以降水量和温度为主, 对于人类活动影响因素同植被覆盖变化之间的定量分析研究不足, 地理探测器以及残差分析法[37-38]是目前对人类活动定量分析的两种热点方法, 其中残差分析法是通过构建回归模型, 用遥感观测的真实 NDVI 值减去预测的 NDVI 值得到各年的 NDVI 残差, 再通过趋势分析得到人类活动对 NDVI 的影响, 该方法局限性在于不能确定目前研究中, 未知的自然影响因素是否也会对 NDVI 变化产生影响, 残差分析下真实值同预测值的差值就是人类活动的影响有待证实, 并且不能够对影响因素进行分类研究, 不能确定各个因子的影响比重究竟如何。本次使用的地理探测器对数据要求较高, 对于目前人类活动分类不够精细且缺乏具体数据的情况下, 人为因子的划分还需进一步深入研究, 再如政策因素、民众生态环保意识等因素无法定量分析, 目前只能定性解释。地理探测器虽能够得出单因子和双因子交互作用下的影响力数值, 但是数据导入并进行设置分类时, 使用自然间断点方法进行分类, 人为主观性较大, 从而也会影响驱动因子影响力的准确程度。鉴于此, 本次研究尽可能多地搜集了影响区内 NDVI 时空变化的自然因子和人为因子数据, 依据国家植被类型、土壤类型、土地利用类型大类标准, 对分类级数进行统一, 通过计算处理, 描述了各个单因子以及双因子交互作用下的影响力数值。区内植被覆盖状况整体趋于良性发展, 但植被覆盖度较低区域仍需通过持续的生态监测和野外实地调查进行重点关注, 为区内合理利用自然资源, 实现社会经济可持续发展提供科学支撑。

3.2　结论

本次研究旨在探究滹沱河流域 2000—2020 年间植被覆盖时空演变特征, 结合一元线性回归、相关分析方法以及地理探测器对自然因子和人为因子进行综合分析, 分析各驱动因子对区内 NDVI 的影响程度。总体来看, 人类活动对区内植被覆盖时空格局产生了较强的影响, 综合考虑气象因素并合理规划土地利用是改善区内植被覆盖的关键因素。本次主要研究结果如下:

1) 2000—2020 年每年 5—9 月, NDVI 整体呈显著增长趋势, 增长率为 12.78%, 增速为 0.0035·a^{-1}。可进一步细分为 3 个阶段: 第 1 阶段 (2000—2003 年), NDVI 增长率为 6.84%, 增速为 0.0126·a^{-1}; 第 2 阶段 (2004—2013 年), 植被覆盖变化不明显, NDVI 增速为 0.0004·a^{-1}; 第 3 阶段 (2014—2020 年), NDVI 增长率为 7.82%, 增速为 0.0087·a^{-1}。该变化与区内生态环境保护政策的实施以及人民群众环保意识的普遍增强关系密切。

2) 区内植被覆盖呈现明显区域差异, 从西北上游地区—西南中游地区—东南下游地区依此呈现低—高—低的 NDVI 分布; Slope 指数平均值为 0.0035, NDVI 改善区域面积为 81.00%, 退化区域面积仅为 10.08%, 植被退化区域集中在阳泉与石家庄周边人口分布密集区域, 受到人类活动影响较大。

3) 研究区地处半干旱区域, 近 21 年植被覆盖受到气象因素影响较大, 区内 NDVI 与降水量、温度整体上均呈现正相关关系, 前者相关系数普遍大于后者, NDVI 年际变化同降水量更密切, 但阳泉、石家庄周边地区 NDVI 同二者呈负相关关系。

4) 近 21 年区内 NDVI 的驱动因子影响力排序为: 降水量>温度>土地利用类型>植被类型>土壤类型>人口密度>GDP>海拔。其中主要驱动因子为降

超星·期刊

水量、温度、土地利用类型, 其各自 q 值分别为 0.59、0.38、0.33, 反映出区内 NDVI 空间分异的影响因子中降水量、温度等气象因素占主导, 人为因子中土地利用类型影响力与温度相当, 人类活动同流域 NDVI 变化以及生态环境演化之间的关系越来越密切。

5) 利用地理探测器分析不同驱动因子之间的交互作用以及对 NDVI 空间分异的影响表明, 各驱动因子交互组合驱动力显著高于单个驱动因子, 表现出双因子增强效应。同时, 人为因子对区内 NDVI 值的影响程度较高, 且呈现较强的上升趋势, 以土地利用类型为代表的人为因子与降水量为代表的自然因子的交互作用, 对区内 NDVI 值的变化起到了显著影响, 其 q 值为 0.74, 明显高于仅有人为因子或仅有自然因子间的交互作用。

参考文献 References

[1] 甘春英, 王兮之, 李保生, 等. 连江流域近18年来植被覆盖度变化分析[J]. 地理科学, 2011, 31(8): 1019−1024
GAN C Y, WANG X Z, LI B S, et al. Changes of vegetation coverage during recent 18 years in Lianjiang River watershed[J]. Scientia Geographica Sinica, 2011, 31(8): 1019−1024

[2] ADAMS J E, ARKIN G F. A light interception method for measuring row crop ground cover[J]. Soil Science Society of America Journal, 1977, 41(4): 789

[3] 刘绿柳, 许红梅. 黄河流域主要植被类型NDVI变化规律及其与气象因子的关系[J]. 中国农业气象, 2007, 28(3): 334−337
LIU L L, XU H M. Change of NDVI of main vegetations and their relationship with meteorological factors in Yellow River Basin[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2007, 28(3): 334−337

[4] ZHANG B H, ZHANG L, XIE D, et al. Application of synthetic NDVI time series blended from landsat and MODIS data for grassland biomass estimation[J]. Remote Sensing, 2015, 8(1): 10

[5] DETSCH F, OTTE I, APPELHANS T, et al. Seasonal and long-term vegetation dynamics from 1-km GIMMS-based NDVI time series at Mt. Kilimanjaro, Tanzania[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 178: 70−83

[6] FU B, BURGHER I. Riparian vegetation NDVI dynamics and its relationship with climate, surface water and groundwater[J]. Journal of Arid Environments, 2015, 113: 59−68

[7] 孔冬冬, 张强, 黄文琳, 等. 1982—2013年青藏高原植被物候变化及气象因素影响[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 39−52
KONG D D, ZHANG Q, HUANG W L, et al. Vegetation phenology change in Tibetan Plateau from 1982 to 2013 and its related meteorological factors[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 39−52

[8] 孟丹, 李小娟, 宫辉力, 等. 京津冀地区NDVI变化及气候因子驱动分析[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(8): 1001−1007
MENG D, LI X J, GONG H L, et al. Analysis of spatial-temporal change of NDVI and its climatic driving factors in Beijing-Tianjin-Hebei metropolis circle from 2001 to 2013[J]. Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(8): 1001−1007

[9] 谷金芝, 宫兆宁. 2001—2015年华北平原植被覆盖度时空变化特征及影响因素分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(8): 47−51
GU J Z, GONG Z N. Temporal and spatial variation characteristics of vegetation coverage and its influencing factors in North China Plain in the past 15 years (2001−2015)[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(8): 47−51

[10] 李镇, 齐菲, 尚国琲, 等. 滹沱河流域植被覆盖时空演变及其与SPEI的相关关系[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(1): 135−143
LI Z, QI F, SHANG G F, et al. Spatial-temporal change of vegetation cover and its relationship with SPEI in Hutuo River Basin[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(1): 135−143

[11] 刘启兴, 董国涛, 景海涛, 等. 2000—2016年黄河源区植被NDVI变化趋势及影响因素[J]. 水土保持研究, 2019, 26(3): 86−92
LIU Q X, DONG G T, JING H T, et al. Change trend of vegetation NDVI and its influencing factors in the source region of the Yellow River in the period from 2000 to 2016[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2019, 26(3): 86−92

[12] RAFIQUE R, ZHAO F, DE JONG R, et al. Global and regional variability and change in terrestrial ecosystems net primary production and NDVI: a model-data comparison[J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 177

[13] 李晓荣, 高会, 韩立朴, 等. 太行山区植被NPP时空变化特征及其驱动力分析[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(4): 498−508
LI X R, GAO H, HAN L P, et al. Spatio-temporal variations in vegetation NPP and the driving factors in Taihang Mountain Area[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(4): 498−508

[14] GONG Z N, ZHAO S Y, GU J Z. Correlation analysis between vegetation coverage and climate drought conditions in North China during 2001–2013[J]. Journal of Geographical Sciences, 2017, 27(2): 143−160

[15] 赵舒怡, 宫兆宁, 刘旭颖. 2001—2013年华北地区植被覆盖度与干旱条件的相关分析[J]. 地理学报, 2015, 70(5): 717−729
ZHAO S Y, GONG Z N, LIU X Y. Correlation analysis between vegetation coverage and climate drought conditions in North China during 2001−2013[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(5): 717−729

[16] 崔灿, 郭英, 沈彦俊. 新疆荒漠植被的时空分布变化及其驱动因素[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2021, 29(10): 1668−1678
CUI C, GUO Y, SHEN Y J. Spatio-temporal variation in and the driving factors of desert vegetation in Xinjiang[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2021, 29(10): 1668−1678

[17] 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
WANG J F, XU C D. Geodetector: principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116−134

[18] 张思源, 聂莹, 张海燕, 等. 基于地理探测器的内蒙古植被NDVI时空变化与驱动力分析[J]. 草地学报, 2020, 28(5): 1460−1472
ZHANG S Y, NIE Y, ZHANG H Y, et al. Spatiotemporal variation of vegetation NDVI and its driving forces in Inner

超星·期刊

Mongolia based on geodetector[J]. Acta Agrestia Sinica, 2020, 28(5): 1460−1472

[19] 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

[20] 李晓丽, 曹敏, 茆杨. 基于地理探测器的西南岩溶槽谷区近20年NDVI变化特征及影响因素[J]. 水土保持学报, 2021, 35(6): 38−44, 54
LI X L, CAO M, MAO Y. Variation characteristics and influencing factors of NDVI in Karst trough area of Southwest China in recent 20 years based on geo-detector[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(6): 38−44, 54

[21] 韩如意, 赵鹏宇, 付广军. 滹沱河山区气候和生态环境演变研究进展[J]. 忻州师范学院学报, 2014, 30(5): 62−68
HAN R Y, ZHAO P Y, FU G J. The study advances on climate and ecological environment evolution in Hutuo River mountainous regions[J]. Journal of Xinzhou Teachers University, 2014, 30(5): 62−68

[22] 石嘉丽, 张晓龙, 李红军, 等. 河北坝上地区绿水时空变化及其驱动因素研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2021, 29(6): 1030−1041
SHI J L, ZHANG X L, LI H J, et al. Spatial-temporal changes in green water and its driving factors in the Bashang area of Hebei Province[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2021, 29(6): 1030−1041

[23] SHAO Y, LUNETTA R S, WHEELER B, et al. An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 174: 258−265

[24] WYLIE B K, ZHANG L, BLISS N, et al. Integrating modelling and remote sensing to identify ecosystem performance anomalies in the boreal forest, Yukon River Basin, Alaska[J]. International Journal of Digital Earth, 2008, 1(2): 196−220

[25] PSOMAS A, KNEUBÜHLER M, HUBER S, et al. Hyperspectral remote sensing for estimating aboveground biomass and for exploring species richness patterns of grassland habitats[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(24): 9007−9031

[26] FYLLAS N M, PATIÑO S, BAKER T R, et al. Basin-wide variations in foliar properties of Amazonian forest: phylogeny, soils and climate[J]. Biogeosciences, 2009, 6(11): 2677−2708

[27] 李林叶, 田美荣, 梁会, 等. 2000—2016年呼伦贝尔草原植被覆盖度时空变化及其影响因素分析[J]. 生态与农村环境学报, 2018, 34(7): 584−591
LI L Y, TIAN M R, LIANG H, et al. Spatial and temporal changes of vegetation coverage and influencing factors in Hulun Buir grassland during 2000−2016[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2018, 34(7): 584−591

[28] 孙雷刚, 郑振华. 基于RS的近30年滹沱河流域植被覆盖度动态变化研究[J]. 地理与地理信息科学, 2014, 30(6): 36−40, 45, 127
SUN L G, ZHENG Z H. RS-based study on dynamic change of vegetation coverage in Hutuo River watershed in the past 30 years[J]. Geography and Geo-Information Science, 2014, 30(6): 36−40, 45, 127

[29] 刘增力, 郑成洋, 方精云. 河北小五台山主要植被类型的分布与地形的关系: 基于遥感信息的分析[J]. 生物多样性, 2004, 12(1): 146−154
LIU Z L, ZHENG C Y, FANG J Y. Relationship between the vegetation type and topography in Mt. Xiaowutai, Hebei Province: a remote sensing analysis[J]. Chinese Biodiversity, 2004, 12(1): 146−154

[30] 阿多, 赵文吉, 宫兆宁, 等. 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, 2017, 37(2): 576−592
ADUO, ZHAO W J, GONG Z N, et al. Temporal analysis of climate change and its relationship with vegetation cover on the North China Plain from 1981 to 2013[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(2): 576−592

[31] 李薇, 谈明洪. 太行山区不同坡度NDVI变化趋势差异分析[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(4): 509−519
LI W, TAN M H. NDVI variation tendency under different slopes in Taihang Mountain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2017, 25(4): 509−519

[32] 张景华, 封志明, 姜鲁光, 等. 澜沧江流域植被NDVI与气候因子的相关性分析[J]. 自然资源学报, 2015, 30(9): 1425−1435
ZHANG J H, FENG Z M, JIANG L G, et al. Analysis of the correlation between NDVI and climate factors in the Lancang River Basin[J]. Journal of Natural Resources, 2015, 30(9): 1425−1435

[33] 金凯, 王飞, 韩剑桥, 等. 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, 2020, 75(5): 961−974
JIN K, WANG F, HAN J Q, et al. Contribution of climatic change and human activities to vegetation NDVI change over China during 1982−2015[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(5): 961−974

[34] 王金哲, 张光辉, 聂振龙, 等. 滹沱河流域平原区人类活动强度的定量评价[J]. 干旱区资源与环境, 2009, 23(10): 41−44
WANG J Z, ZHANG G H, NIE Z L, et al. Quantintative assessment of human activity intensity in Hutuohe Catchment[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2009, 23(10): 41−44

[35] 李俊晓, 李朝奎, 殷智慧. 基于ArcGIS的克里金插值方法及其应用[J]. 测绘通报, 2013(9): 87−90, 97
LI J X, LI C K, YIN Z H. ArcGIS based Kriging interpolation method and its application[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2013(9): 87−90, 97

[36] VICENTE-SERRANO S M, BEGUERÍA S, LÓPEZ-MORENO J I. A multiscalar drought index sensitive to global warming: the standardized precipitation evapotranspiration index[J]. Journal of Climate, 2010, 23(7): 1696−1718

[37] 刘斌, 孙艳玲, 王中良, 等. 华北地区植被覆盖变化及其影响因子的相对作用分析[J]. 自然资源学报, 2015, 30(1): 12−23
LIU B, SUN Y L, WANG Z L, et al. Analysis of the vegetation cover change and the relative role of its influencing factors in North China[J]. Journal of Natural Resources, 2015, 30(1): 12−23

[38] 周洪建, 王静爱, 岳耀杰, 等. 人类活动对植被退化/恢复影响的空间格局——以陕西省为例[J]. 生态学报, 2009, 29(9): 4847−4856
ZHOU H J, WANG J A, YUE Y J, et al. Research on spatial pattern of human-induced vegetation degradation and restoration: a case study of Shaanxi Province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(9): 4847−4856