

1987—2021 年淮河流域 FVC 时空变化与驱动因素分析

赵胜楠¹ 王 宇¹ 乔旭宁¹ 赵同谦²

(1. 河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 焦作 454000;
2. 河南理工大学资源环境学院, 焦作 454000)

摘要: 植被覆盖状况及其响应是当前全球变化研究的重要议题,研究淮河流域植被覆盖度(Fraction of vegetation coverage, FVC)的时空变化趋势,对于揭示气候过渡带脆弱生态系统演化及驱动机制有重要意义。本文利用 Google Earth Engine(GEE)平台上的 Landsat 影像计算淮河流域的植被覆盖度,分析 FVC 时空变化特征,并借助夜间灯光强度、气温、降水量、蒸散发、土壤和地形等数据,从年际尺度和空间尺度分析 FVC 的驱动因素。结果表明:1987—2021 年淮河流域 FVC 整体呈增加态势,FVC 变化趋势在空间上以稳定和改善为主,面积占比分别为 45.2% 和 39.7%,改善区域集中在信阳、驻马店、南阳、洛阳等地,退化区域集中在南通、泰州、盐城、临沂、潍坊、郑州和阜阳等地。在年际尺度,FVC 变化与夜间灯光强度的显著性高于气温和降水量,淮北区域 FVC 增加趋势不如淮南区域显著。在空间尺度,夜间灯光强度、潜在蒸散发、降水量和地形是淮河流域 FVC 空间差异的主要影响因素,夜间灯光数据表征的人类活动对 FVC 的影响最大;夜间灯光数据对 FVC 变化的影响具有空间异质性:正相关区域面积占比 25.4%,主要为耕地和林地;负相关区域面积占比 14.7%,主要为地级市乃至县城的中心城区。人类活动和自然因素变化的共同作用是淮河流域近 35 年来植被变化的主要原因,人类活动和自然因素对 FVC 变化的平均贡献度分别为 56.0% 和 44.0%。研究成果可为我国绿色城镇化道路及生态保护政策制定提供支撑。

关键词: 植被覆盖度; GEE; 人类活动; 夜间灯光; 气候变化; 淮河流域

中图分类号: P237; X37 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)04-0180-11 **OSID:** 

Spatiotemporal Variation and Driving Factors for FVC in Huaihe River Basin from 1987 to 2021

ZHAO Shengnan¹ WANG Yu¹ QIAO Xuning¹ ZHAO Tongqian²

(1. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China
2. School of Resource and Environment, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Vegetation coverage and its response is an important topic in current global change research. Studying the temporal and spatial change trend of vegetation coverage in the Huaihe River basin is of great significance for revealing the evolution and driving mechanism of fragile ecosystems in the climate transition zone. The Landsat images on the Google Earth Engine (GEE) platform were used to calculate the fraction of vegetation coverage (FVC) of the Huaihe River basin, and the temporal and spatial change characteristics of FVC were analyzed. The driving factors of FVC were analyzed from interannual and spatial scales with the data of night light, temperature, precipitation, evapotranspiration, soil and topography. The results showed that from 1987 to 2021, the overall FVC in the Huaihe River basin showed an increasing trend. The change trend of FVC was mainly stable and improved in space, accounting for 45.2% and 39.7%, respectively. The improvement area was concentrated in Xinyang, Zhumadian, Nanyang, Luoyang, etc., while the degradation area was mainly found in Nantong, Taizhou, Yancheng, Linyi, Weifang, Zhengzhou, Fuyang, etc. On the interannual scale, the correlation between FVC change and night light data was higher than that of temperature and precipitation, and the increasing trend of FVC in Huaibei was not as significant as that in Huainan. On the spatial scale,

nighttime light, potential evapotranspiration, precipitation and terrain were the main factors affecting the spatial differences of FVC in the Huaihe River basin, and human activities represented by nighttime light had the greatest impact on FVC. The influence of nighttime lighting data on FVC change had spatial heterogeneity: the area of positive correlation area accounted for 25.4%, mainly cultivated land and forest land. The area of negatively correlated areas accounted for 14.7%, mainly distributed in the central urban areas of prefecture-level cities and even counties. The joint effect of human activities and natural factors was the main cause of vegetation change in Huaihe River basin in the past 35 years. The average contribution of human activities and natural factors to FVC change was 56.0% and 44.0%, respectively. The research results can provide support for the formulation of green urbanization road and ecological protection policy in China.

Key words: FVC; GEE; human activity; night light; climate change; Huaihe River basin

0 引言

植被具有防风固沙、保持水土平衡、维护生态系统稳定等作用,是联结土壤、水分与大气的自然纽带。植被变化不仅反映了植被生长对气候条件和人类活动的响应,又会反作用于区域生态系统以及生境质量^[1-2]。植被覆盖度(FVC)是指某一地域植物垂直投影面积与该地域面积之比。FVC 与植被生产力以及累积生物量等呈线性或近线性关系,是公认的反映大尺度地表植被生长状况的有效指标^[3-4]。植被覆盖状况及其响应问题已是当前全球变化研究的重要议题,备受学者、管理者关注^[5-6]。

然而,对于大区域植被覆盖变化规律的研究多基于 AVHRR^[7]、MODIS^[8]、GIMMS NDVI^[9] 等低空间分辨率影像和归一化差异植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)产品,更高分辨率、更长时序的 Landsat 影像可以成为反演 FVC 的重要数据源。在 FVC 驱动因素分析方面,学者多基于回归残差的思想,对时间序列的气候因素和遥感反演的 FVC 进行回归,得到基于气候因素的 FVC 预测值,继而将得到的 FVC 残差作为人类活动的贡献量,并分析其趋势及显著性^[10-11],或者以更新频率较低且有一定滞后性的社会经济数据表征人类活动^[12]。遥感技术的快速发展为解决该问题提供了技术支持,夜间灯光遥感可以探测城镇夜间灯光甚至微弱光源,适用于监测大范围人类行为活动和城镇发展动态,是表征人类活动的良好数据源^[13]。

淮河流域地处南北气候过渡带,城镇快速扩张以及土地的高强度开发与敏感生态系统间的矛盾不断加剧,严重阻碍了流域可持续发展^[14]。探究淮河流域 FVC 的时空变化趋势,对于解析淮河流域的生态环境状况、评估各项工作的成效、优化国土资源布局具有显著作用。因此,本文借助 GEE 云平台调用长时序 Landsat 影像数据,计算淮河流域 1987—2021 年的 FVC,并结合长时序的土地利用、夜间灯

光、气温、降水量、蒸散发以及数字高程模型(Digital elevation model, DEM)等数据分析 FVC 时空变化特征以及响应机制,为淮河流域高质量发展、生态保护机制完善、区域生态布局优化提供科学参考。

1 研究区与数据

1.1 研究区概况

淮河流域位于黄河流域和长江流域之间,跨湖北、河南、安徽、江苏、山东五省,以耕地、林地、建设用地为主,草地、水域、未利用土地面积占比较低。淮河流域地处南北气候过渡带,作为生态界面和生态应力带,具有很强的边缘效应,是气候变化效应的敏感区,各种生态过程表现强烈,对外界的干扰表现出强脆弱性。该流域地势相对平坦,土地开发强度高,人口密度位居国内各大江河流域之首,既包括国家主体功能区的重点开发区,也包括生态与农业限制和禁止开发区。伴随着流域城镇化水平不断提升、工业化逐步加快,局部地区生态环境问题日益突出,城镇的快速扩张与生态保护之间的矛盾不断加剧,严重阻碍了流域可持续发展。开展淮河流域长时序植被演变及响应特征研究不仅成为贯彻落实“五位一体”中国特色社会主义建设的内在要求,也是保持该地区经济、社会、自然生态全面协调可持续发展的必然选择。为提高研究成果对区域政策的导向作用和参考价值,本文以淮河流域所覆盖的市级行政区域为研究区(图 1)。

1.2 数据来源

本文采用 Landsat 影像计算 FVC,通过 GEE 平台调用美国地质调查局的 Landsat Collection2 产品,该产品经过高精度几何校正、辐射校正,是地表反射率产品。土地利用数据采用中国科学院资源环境科学与数据中心的 中国土地利用遥感监测数据,分辨率为 30 m。

气温和降水量数据采用国家青藏高原科学数据中心提供的 1988—2020 年中国逐月数据集^[15-16]。

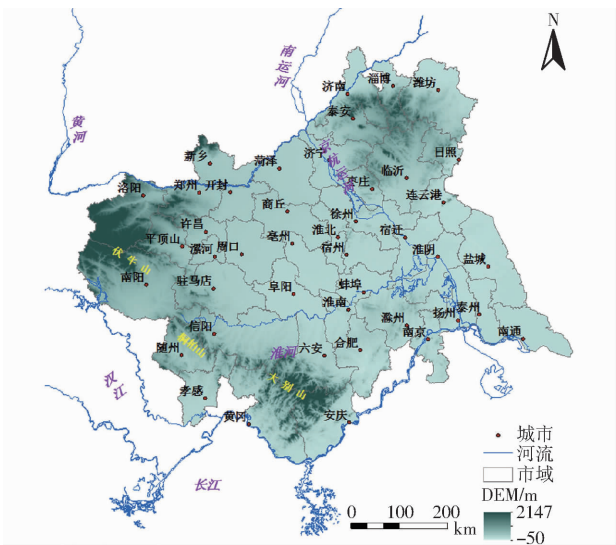


图1 淮河流域地理区位图

Fig.1 Location of Huaihe River basin

潜在蒸散发^[17]和实际蒸散发^[18]同样来自国家青藏高原科学数据中心。日照时长来自中国地面气候资料日值数据集,原始数据是逐日站点数据,需要对其展点、投影、插值、求和处理,得到年度累积日照时长的栅格数据。土壤类型数据来自中科院资源环境科学与数据中心。土壤表土(沙粒、淤泥和黏土)含量及土壤有机碳含量数据来自世界土壤数据库的中国土壤数据集(<https://www.fao.org/>)。土壤有机质含量数据来自时空三极环境大数据平台(<http://poles.tpdc.ac.cn/>)。夜间灯光遥感数据已成为反映包括社会经济和能源消耗在内的人类活动的重要指标^[19]。本文采用国家青藏高原科学数据中心提供的1984—2020年中国长时间序列逐年人造夜间灯光数据集,该产品与社会经济指标(建成区面积、国内生产总值、人口数据)的相关性优于其它产品,在年际连续性、城镇扩张、道路网络等方面的表达能力更好。

2 研究方法

2.1 植被覆盖度估算

FVC能有效反映植被的生长状况、生物量等,由于地面实际测算FVC成本较高,通常采用遥感手段进行估算^[20]。本文采用像元二分模型计算历年FVC。首先,在GEE平台选择每年生长季的Landsat影像,进行云量筛选、去云、缩放等处理;然后计算植被指数NDVI,并进行NDVI最大值合成;为排除水体干扰,对NDVI小于0地区进行掩模;最后采用公式计算FVC,计算公式为

$$FVC = \frac{NDVI_{max} - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \tag{1}$$

式中 $NDVI_{max}$ ——水体掩模后生长季NDVI最大值

$NDVI_{soil}$ ——完全被土壤覆盖的NDVI
 $NDVI_{veg}$ ——完全被植被覆盖的NDVI

由于卫星成像过程受大气、温度、土壤类型、植被种类、湿度等因素的影响, $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$ 均会随时间和空间变化。参考文献[21-22],本文分别选取 $NDVI_{max}$ 影像中累计频率在5%、95%处的NDVI作为 $NDVI_{soil}$ 和 $NDVI_{veg}$,并将累计频率在0~5%、95%~100%处的FVC分别设置为0、1。

2.2 变化趋势计算

线性倾向估计是研究地理要素变化趋势的常用方法之一,本文以年份为自变量、FVC为因变量,基于最小二乘原理进行逐像元的一元线性回归拟合,获取研究区FVC线性斜率,通过斜率表征FVC的演变趋势,计算公式为

$$S = \frac{n \sum_{i=1}^n (iFVC_i) - \sum_{i=1}^n i \sum_{i=1}^n FVC_i}{n \sum_{i=1}^n i^2 - \left(\sum_{i=1}^n i \right)^2} \tag{2}$$

式中 S ——逐像元的FVC变化斜率
 n ——研究时长, a

FVC_i ——对应第*i*年的FVC

当*S*大于0时,像元FVC在研究时段内呈增长趋势,当*S*小于0时,则为下降趋势。

2.3 皮尔逊相关系数

采用皮尔逊(Pearson)相关系数测算FVC与驱动因素之间的相关关系。相关系数*R*介于-1~1之间,*R*绝对值越大,相关性越强;*R*越接近于0,相关性越弱。根据*t*检验对相关系数进行显著性检验,并通过查表获取相关系数对应的*p*值,0.01<*p*<0.05表示显著,*p*<0.01表示极显著。

3 结果与分析

3.1 FVC时空总体特征

近35年淮河流域植被覆盖情况较好,平均FVC为0.61(图2)。高植被覆盖和中等植被覆盖比例较高,合计占比73.2%;极高等级占比14.2%,主要分布在漯河、开封、许昌、周口、淮南、淮北、连云港,以及洛阳、南阳、驻马店、菏泽、宿州、宿迁、盐城等市的局部地区;低和极低等级主要分布在水域和各城市的城区。相对而言,研究区内河南省(0.64)和安徽省(0.63)的FVC年均值高于湖北省(0.58)、江苏省(0.58)和山东省(0.57)。

近35年淮河流域FVC整体呈显著上升趋势(图3),增速约为每10年1.6%。研究期内分为3个阶段,其中,1987—1998年和1998—2011年两个阶段内,FVC均呈显著上升态势,第一阶段增速最

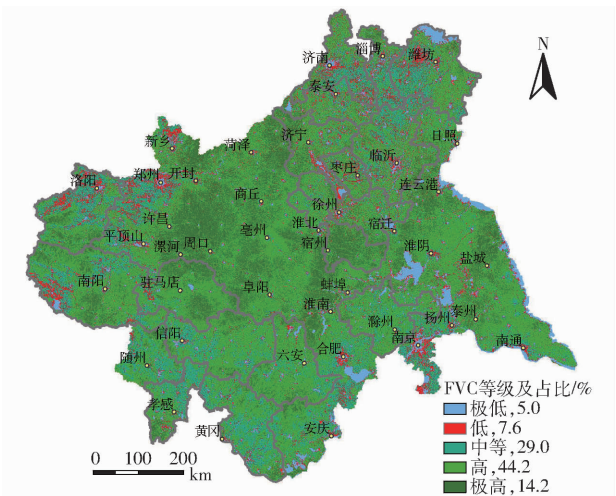


图2 淮河流域 1987—2021 年平均植被覆盖度空间分布
Fig.2 Spatial distribution of average FVC in Huaihe River basin from 1987 to 2021

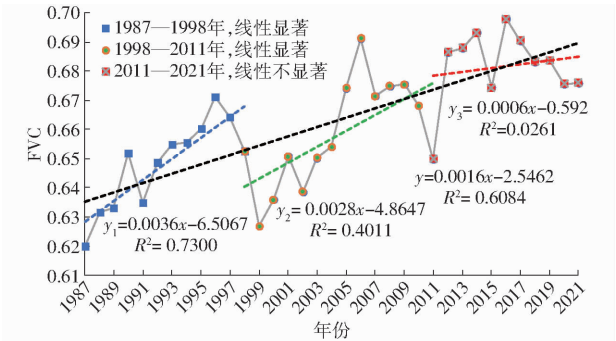


图3 淮河流域 FVC 年际变化趋势
Fig.3 FVC interannual variation trend in Huaihe River basin

大,但 2011—2021 年 FVC 发展趋势不明朗,该阶段城镇化水平不断提升、工业化逐步加快,城镇的快速扩张与生态保护间的矛盾不断加剧。

为进一步揭示 FVC 年际变化特征,统计了 FVC 不同等级的面积占比(图 4)。从整体数据来看,1987—2021 年,极低 FVC 等级稳定在 7.7% 左右;低、中等 FVC 等级呈显著下降趋势(R^2 分别为 0.67、0.78),占比分别从 16.4%、26.8% 下降到 7.9%、19.2%;高与极高 FVC 等级呈显著上升趋势(R^2 分别为 0.61、0.75),占比分别从 28.3%、19.3% 上升至 38.9%、25.9%。分阶段来看,FVC 等级在 1987—2011 年变化幅度较大,在 2012—2021 年相对稳定,FVC 等级变化趋势与图 3 基本吻合。

在 FVC 季节变化特征方面,参考了与淮河流域相邻和重叠的长江流域^[23]和华北平原^[24]的 FVC 研究,二者分别基于 GIMMS NDVI 和 MODIS NDVI 产品计算了近 30 年的 FVC。其结果表明,在 1—12 月 FVC 通常表现为先增后降,具体表现为夏季最高(峰值在 8 月),秋季次之,春季、冬季较低。另外,不同于草原和森林区的单峰分布,农业区受两季作

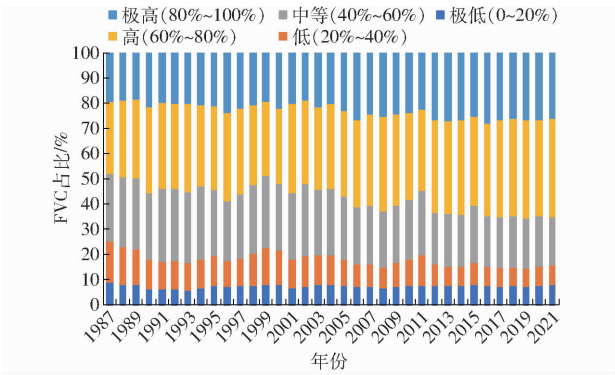


图4 1987—2021 年淮河流域不同等级 FVC 的区域占比
Fig.4 Regional proportion of different grades of FVC in Huaihe River basin from 1987 to 2021

物影响,FVC 在年内呈双峰分布,4—5 月为次高峰,8 月为高峰。整体而言,每年 8 月是表征 FVC 总体状况的较佳时段。

3.2 FVC 空间变化趋势

计算近 35 年淮河流域 FVC 变化趋势及其显著性,如图 5 所示。研究区基本稳定区域占 45.2%,改善(显著改善和极显著改善)区域占 39.7%,退化(显著退化和极显著退化)区域占 15.1%。从空间分布看,退化区域集中在淮河流域东部和中部靠北地区,南通、泰州、潍坊、临沂和郑州尤为严重,各城市中心地带由于城镇扩张,导致 FVC 退化明显;改善区域集中在西部和西南地区,如洛阳、漯河、驻马店、信阳、随州、黄冈、安庆。从地形上看,淮河流域西部的桐柏山区、伏牛山区的植被多表现为改善;中部平原地区多呈现为基本稳定与改善趋势,夹杂着

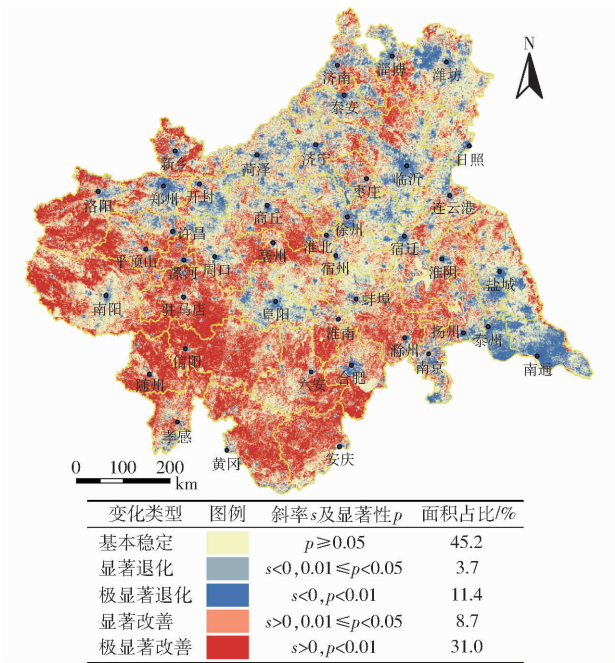


图5 1987—2021 年淮河流域 FVC 变化趋势及显著性
Fig.5 Change trend and significance of FVC in Huaihe River basin from 1987 to 2021

部分地区出现退化趋势;东部沿海地区经济活跃,但 FVC 退化相对严重。

3.3 热点分析及土地利用变化

在 FVC 变化速率具备空间自相关性的前提下进行了热点分析,并结合土地利用数据分析 FVC 变化原因(图 6)。研究区 FVC 变化在空间上表现出明显的集聚分布特征,热点区域主要分布在西部的信阳、驻马店、南阳和洛阳等地。冷点区域主要分布在东部的南通、泰州、盐城、临沂、潍坊等地以及中东部的徐州、合肥、阜阳、开封、郑州等地。通过对比图 6a 和图 6b,发现信阳与随州境内的林地(桐柏山)FVC 显著改善区域较多,洛阳与南阳境内的林地(伏牛山)次之,六安与黄冈、安庆境内的林地(大别山)则以稳定为主、改善为辅。中部和东部以耕地和建设用地居多,FVC 变化情况以稳

定和降低为主,降低区域多为城镇密集区域。

另外,本文对比淮河流域 2000 年和 2018 年土地利用数据,发现在 2000—2018 年耕地面积从 66.2% 降至 62.9%,降低 3.3 个百分点;草地面积从 4.6% 降至 3.9%,降低 0.7 个百分点;建设用地从 11.1% 上升至 14.6%,增加 3.5 个百分点;水域面积从 5.0% 上升至 5.7%,增加 0.7 个百分点,未利用土地与林地面积基本稳定。随着城镇化建设和生态文明的需要,一些耕地和草地流转为建设用地与部分水域,导致该区域 FVC 下降,而林区 FVC 则保持上升(伏牛山、桐柏山)和稳定(大别山)态势。由此可见,FVC 进一步提高的空间主要在耕地、林地居多的广大乡村地区。

海拔、坡度等地形因素是植被生长的下垫面,既与气候因素存在关联,也影响植物种类分布,与 FVC 息息相关。为此,本文分别统计 2018 年不同土地利用类型、不同 FVC 等级以及 FVC 变化速率的冷热点区域所对应的海拔、坡度信息。结果表明,研究区平均海拔 124.3 m,平均坡度 3.6°。其中,耕地(74.8 m,1.8°)、水域(40.1 m,1.1°)、建设用地(61.2 m,1.4°)的平均海拔、坡度较低,而林地(413.7 m,13.6°)、草地(330.7 m,11.7°)的平均海拔、坡度较高,未利用土地(87.1 m,3.9°)居中。FVC 等级方面,极低(53.9 m,1.2°)、低(97.9 m,2.4°)、中等(127.1 m,3.8°)、高(130.5 m,4.1°)、极高(141.5 m,3.7°)FVC 与地形因素表现出强相关:海拔越高,FVC 等级越高,坡度提高,FVC 等级亦呈现增加趋势。究其原因,极低、低 FVC 等级主要对应水体、建设用地和少量分布的未利用土地,海拔、坡度较低;中等 FVC 等级主要对应草地、耕地等,草地的地势较高,而耕地地势较低;高、极高 FVC 等级主要对应林地、耕地,虽然耕地的平均海拔、坡度不高,但林地会拉高二者混合后的海拔、坡度。FVC 变化速率冷点(47.1 m,1.2°)、次冷点(59.3 m,1.4°)区域地势相对较低且平坦,主要对应城镇扩张区域;不显著(133.7 m,3.8°)区域主要对应地表覆盖未发生明显改变的区域,如水体、耕地、草地、林地等,而次热点(162.6 m,5.3°)、热点(166.2 m,4.7°)区域的海拔、坡度较高,主要对应 FVC 提升的林地、草地区域,地势高的区域受人类影响程度较低,在气候暖湿化背景下,植被生长趋势容易向好发展。

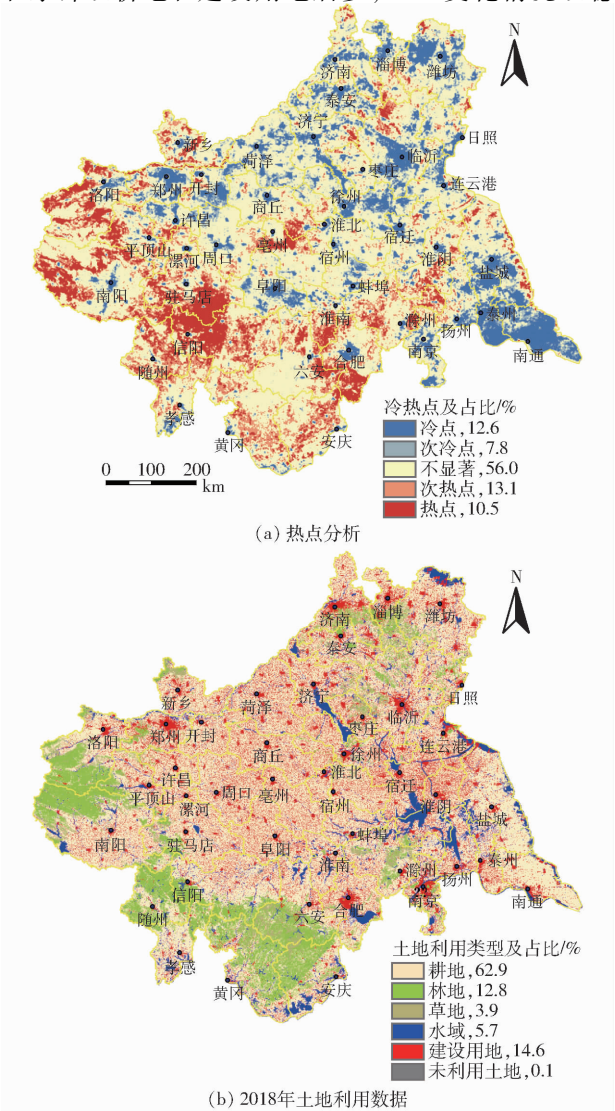


图 6 基于 FVC 变化速率的热点分析及 2018 年土地利用数据

Fig. 6 Hot spot analysis based on FVC change rate and land use data in 2018

4 驱动因素分析

4.1 FVC 年际变化

将淮河流域年均 FVC 分别与年均夜间灯光强度、气温、降水量作相关性分析。结果表明,FVC 年

际变化与夜间灯光强度高度相关, 相关系数 R 为 0.79, 决定系数 R^2 为 0.63; FVC 年际变化与气温中度相关, R 为 0.42, R^2 为 0.18; 与降水量相关性不明显, R 为 0.19, R^2 仅为 0.04。 R^2 越大, 自变量对因变量的解释程度越高, 自变量引起的变动占总变动的百分比越高。

在相关性分析的基础上进行多元逐步回归分析, 拟合方程分别为

$$FVC = 0.050N_L^{**} + 0.586 \quad (R^2 = 0.628)$$

$$FVC = 0.055N_L^{**} - 0.0098T_{mp} + 0.589 \quad (R^2 = 0.638)$$

$$FVC = 0.055N_L^{**} - 0.0095T_{mp} + 0.0033P_{re} + 0.588 \quad (R^2 = 0.640)$$

式中 N_L ——夜间灯光强度

T_{mp} ——气温 P_{re} ——降水量

其中 ** 表示回归系数相关性极显著 ($p < 0.01$)。 3 个方程的线性关系均在 99% 置信水平下成立。 淮河流域近 35 年的年均气温波动较小 (最大值是最

小值的 1.12 倍), 呈现增加态势 ($R^2 = 0.39$); 年均降水量波动较大 (最大值是最小值的 1.74 倍), 无明显变化趋势 ($R^2 = 0.03$); 年均夜光强度变化幅度最大 (最大值是最小值的 4.01 倍), 逐年递增趋势明显 ($R^2 = 0.96$)。 由以上可知, 淮河流域 FVC 年际变化与夜间灯光强度显著正相关 ($p < 0.01$), 与气温具有一定程度的正相关 (不考虑夜间灯光强度因素, $FVC = 0.031T_{mp}^* + 0.0014P_{re} + 0.587$, * 表示回归系数相关性显著 ($0.01 < p < 0.05$)), 模型在 95% 置信水平下成立), 与降水量变化无明显相关性。

考虑到淮河流域是气候过渡带, 其北部为南温带 (面积占比 58%), 南部为北亚热带 (面积占比 42%), 本文将淮河流域根据气候带划分为淮河流域北部 (简称淮北)、淮河流域南部 (简称淮南), 统计了淮南、淮北地区的 1988—2020 年 FVC、气候和夜间灯光强度及其变化趋势 (表 1), 并进行多元线性回归。

表 1 1988—2020 年淮南、淮北地区 FVC 及驱动因素的均值和变化趋势

Tab.1 Average value and variation trend of FVC and its driving factors in Huainan and Huaibei regions from 1988 to 2020

地区	均值				变化趋势			
	FVC	夜间灯光强度	气温/℃	降水量/mm	FVC (斜率、 R^2)	夜间灯光强度 (斜率、 R^2)	气温 (斜率/ (℃·a ⁻¹)、 R^2)	降水量 (斜率/ (mm·a ⁻¹)、 R^2)
整体	0.61	589.26	15.20	884.52	递增 (0.0017、0.63)	递增 (23.83、0.96)	递增 (0.030、0.39)	不明显 (2.27、0.03)
淮北	0.62	685.60	14.64	745.17	微增 (0.0009、0.20)	递增 (25.87、0.95)	递增 (0.030、0.37)	不明显 (2.27、0.04)
淮南	0.59	455.65	16.02	1088.90	递增 (0.0027、0.63)	递增 (21.02、0.96)	递增 (0.031、0.40)	不明显 (2.29、0.02)

淮北地区的多元逐步回归分析结果为: $FVC = 0.026N_L^* + 0.609$ ($R^2 = 0.17$), 模型线性关系在 95% 置信水平下成立; $FVC = 0.027N_L^* - 0.0033P_{re} + 0.610$ ($R^2 = 0.174$), 模型线性关系在 90% 置信水平下成立; $FVC = 0.026N_L - 0.0033P_{re} + 0.0017T_{mp} + 0.609$ ($R^2 = 0.174$), 模型线性关系不显著。 3 个自变量中, FVC 年际变化与夜间灯光强度中度相关 (相关系数 R 为 0.42), 与气温、降水量相关性不明显 (R 分别为 0.27、0.05)。

淮南地区的多元逐步回归分析结果为: $FVC = 0.080N_L^{**} + 0.559$ ($R^2 = 0.608$); $FVC = 0.081N_L^{**} - 0.010P_{re} + 0.563$ ($R^2 = 0.614$); $FVC = 0.088N_L^{**} - 0.011P_{re} - 0.015T_{mp} + 0.569$ ($R^2 = 0.622$)。 3 个方程的线性关系均在 99% 置信水平下成立。 3 个自变量中, FVC 年际变化与夜间灯光强度高度相关 ($R = 0.78$), 与气温中度相关 ($R = 0.44$), 与降水量相关性不明显 ($R = 0.04$)。

虽然淮南、淮北地区的夜间灯光强度和气温变化趋势基本一致, 降水量均无明显变化趋势, 但淮南 (耕地占比 59.2%、林地占比 19.6%、建设用地占比

10.4%、水体占比 6.9%) 与淮北 (耕地占比 66.0%、林地占比 7.9%、建设用地占比 17.8%、水体占比 4.3%) 的土地利用差别较大 (图 6b), 作为人类活动和气候变化作用基础的下垫面差异, 导致淮北 FVC 的增加趋势不如淮南强烈, 继而使得淮北 FVC 年际变化与气候、夜间灯光数据的拟合结果不如淮南显著。

在 3 个驱动因素中, 夜间灯光强度始终与 FVC 变化显著正相关。 夜间灯光数据是反映社会经济和能源消耗等人类活动的重要指标, 其更新频率优于人口和 GDP 等数据。 在淮河流域, 夜间灯光数据表征的人类活动极大削弱了气温和降水量对植被变化的影响。

4.2 FVC 空间变化

在夜间灯光强度、气温和降水量 3 个变量的基础上, 添加潜在蒸散发、实际蒸散发、日照时长、土壤类型、土壤表土 (沙粒、淤泥和黏土) 含量、土壤有机碳含量、土壤有机质含量、DEM 和坡度数据, 并利用 ArcGIS Pro 的基于森林的分类与回归工具探究各因素对 FVC 的解释力度, 该工具可以较好地处理各驱动因素之间的空间自相关和多重共线性。 结果表

明,模型 R^2 达到0.92,各驱动因素的重要性(模型参与度)由高到低依次为夜间灯光强度(19%)、潜在蒸散发(13%)、降水量(11%)、DEM(10%)、实际蒸散发(10%)、坡度(9%)、气温(7%)、土壤有机质含量(6%)、日照时长(4%)、土壤类型(3%)、土壤有机碳含量(2%)、黏土含量(2%)、淤泥含量(2%)、沙粒含量(2%)。结果表明,潜在蒸散发与FVC的耦合效果优于实际蒸散发,且实际蒸散发数据的计算简易程度、空间分辨率均不如潜在蒸散发。研究区耕地占比约63%,人类管理程度较高,土壤因素对淮河流域FVC的空间分布影响较低。另外,由于研究区相对集中,日照时长对FVC空间分布影响不大。

因此,本文移除实际蒸散发以及贡献度较低的日照时长、土壤类型、土壤表土含量、土壤有机碳含量因素,再次进行基于随机森林的回归分析。结果表明,各驱动因素的重要性(模型参与度)由高到底依次为夜间灯光强度(23%)、潜在蒸散发(17%)、降水量(15%)、DEM(15%)、坡度(12%)、气温(9%)、土壤有机质含量(9%),模型 R^2 为0.91,相较于14个驱动因素,7个驱动因素模型拟合精度并未明显减小。以上结果表明,夜间灯光强度、潜在蒸散发、降水量和地形是淮河流域FVC空间差异的主要影响因素,而代表人类活动强度的夜间灯光数据尤为重要。

为进一步揭示FVC与夜间灯光强度的空间变化关系,计算了淮河流域1988—2020年FVC变化与夜间灯光强度的相关性及其显著性(图7)。两者正相关区域占研究区面积的25.4%,主要集中在漯河、驻马店、信阳、洛阳、安庆、随州及黄冈,土地利用

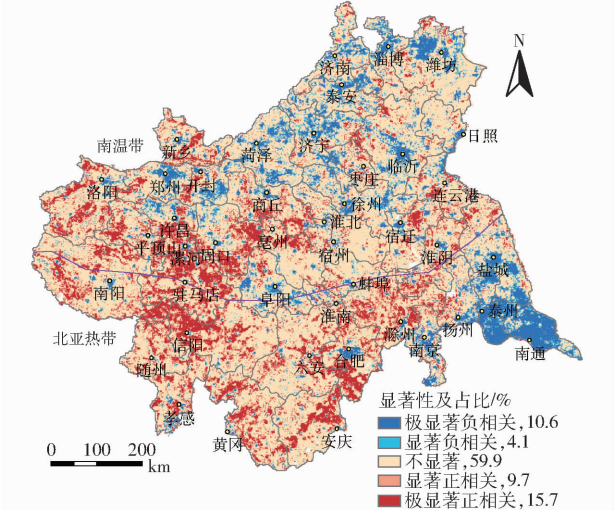


图7 淮河流域1988—2020年FVC变化与夜间灯光数据的相关性与显著性

Fig.7 Correlation and significance between FVC and night light data in Huaihe River basin from 1988 to 2020

类型主要为耕地及林地,表明人类活动显著促进了植被改善,比如,提高农业管理水平(育种、施肥、灌溉)和实施植被建设工程(退耕还林、封山育林、山水修复)等人类活动可在局部甚至区域尺度有效增加植被覆盖。两者负相关区域占研究区面积的14.7%,通过与土地利用数据以及城市驻地数据的叠加分析,发现绝大多数地级市乃至县城的中心城区处于显著负相关区域,说明城镇扩张虽然推动了经济发展,但侵占了绿地空间,降低了城市生态系统服务功能。

4.3 贡献度

植被生长受到气候、地理、植物种类、土地利用及人类活动等因素的多重影响,FVC变化是自然因素和人类活动共同作用的结果,为进一步探讨二者关系,采用残差分析方法^[25-27]研究二者对FVC变化的影响及贡献度。结合驱动因素分析结果,通过1988—2020年FVC与夜间灯光数据的拟合方程,得到基于夜间灯光强度的FVC预测值,将其作为人类活动变化的影响量 FVC_{HA} ,并计算FVC真实值与预测值的差值,将其作为潜在蒸散发、气温、降水量和地形等自然因素对FVC的影响量 FVC_{NF} ,然后计算淮河流域年际 FVC_{HA} 和年际 FVC_{NF} 的斜率 S_{HA} 和 S_{NF} 。斜率为正值代表自然因素变化或人类活动对植被恢复具有促进作用;反之,具有抑制作用。人类活动对FVC年际变化(S_{FVC})的贡献度 C_{HA} 用 $S_{HA}/S_{FVC} \times 100\%$ 表示,自然因素对FVC年际变化的贡献度 C_{NF} 用 $S_{NF}/S_{FVC} \times 100\%$ 表示, C_{HA} 与 C_{NF} 的和为1^[28]。根据表2对驱动因素进行划分,并计算贡献度^[29],结果如图8(图中HA和NF分别代表人类活动和自然因素)所示。

表2 FVC变化的驱动因素判定及贡献度计算方法

Tab.2 Identification criterion and contribution calculation of drivers of FVC change

FVC趋势	驱动力	驱动因素划分标准		驱动因素贡献度/%	
		S_{HA}	S_{NF}	人类活动	自然因素
	HA和NF	正	正	$S_{HA}/S_{FVC} \times 100$	$S_{NF}/S_{FVC} \times 100$
正	HA	正	负	100	0
	NF	负	正	0	100
负	HA和NF	负	负	$S_{HA}/S_{FVC} \times 100$	$S_{NF}/S_{FVC} \times 100$
	HA	负	正	100	0
	NF	正	负	0	100

图8表明,研究区内1988—2020年FVC呈现增加趋势的区域占比67.7%,其中,人类活动和自然因素共同作用区域占比52.2%,主要分布在研究区西南地区。FVC呈现减少趋势的区域占比

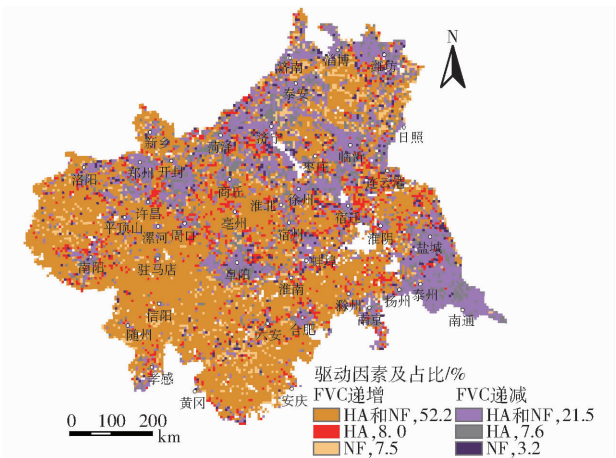


图 8 1988—2020 年淮河流域 FVC 的驱动因素空间分布
Fig. 8 Drivers of FVC change in Huaihe River basin from 1988 to 2020

32.3% ,主要分布在研究区东北地区,其中,人类活动和自然因素共同作用区域占比 21.5%。单独由人类活动和单独由自然因素变化导致的 FVC 增加和减少区域面积占比较低,且分布较分散。总体上,人类活动和自然因素变化的共同作用(面积

占比 73.7%)是淮河流域近 35 年来植被变化的主要原因。

人类活动和自然因素对淮河流域 FVC 变化的平均贡献度分别为 56.0% 和 44.0%。为更详细地分析驱动因素对 FVC 的影响,将两类因素的贡献度与 FVC 变化趋势的正负进行叠加(表 3),FVC 趋势为正的 因素代表积极影响,FVC 趋势为负的因素代表消极影响,贡献度大于 55% 的因素可认为是主导因素。结果表明,人类活动对淮河流域 FVC 变化的贡献度大于 55% 的区域面积占 55.3% (32.3% 积极、23.0% 消极),贡献度小于 45% 的区域面积约占 37.9% (30.2% 积极、7.7% 消极),贡献度(45% ~ 55%) 相当的区域面积约占 6.8% (5.2% 积极、1.6% 消极),人类活动积极影响区域占比累计 67.7%,消极影响区域占比累计 32.3%。自然因素对 FVC 变化的贡献度与人类活动对 FVC 变化的贡献度之和等于 1,自然因素的变化情况与人类活动的变化情况相反。在淮河流域多数区域,人类活动对 FVC 变化的贡献度高于自然因素。

表 3 1988—2020 年淮河流域人类活动和自然因素对 FVC 变化的贡献度等级占比分布
Tab.3 Distribution of contributions of human activities and nature factors to FVC change in Huaihe River basin from 1988 to 2020

影响因素	积极贡献贡献度/%					消极贡献贡献度/%				
	0 ~ 20	20 ~ 45	45 ~ 55	55 ~ 80	80 ~ 100	0 ~ 20	20 ~ 45	45 ~ 55	55 ~ 80	80 ~ 100
人类活动	18.1	12.1	5.2	13.8	18.5	4.9	2.8	1.6	7.7	15.3
自然因素	18.5	13.8	5.2	12.1	18.1	15.3	7.7	1.6	2.8	4.9

在地级市尺度上,人类活动对 FVC 变化的贡献度为 32.6% ~ 84.1% (图 9)。其中,34 个城市的人类活动贡献度超过 50% ,27 个城市的人类活动贡献

度超过 55% ,说明人类活动是多数城市 FVC 变化的主导因素;人类活动对南通 (84.1%)、泰州 (71.5%)、周口 (71.1%) 和商丘 (71.0%) FVC 变化

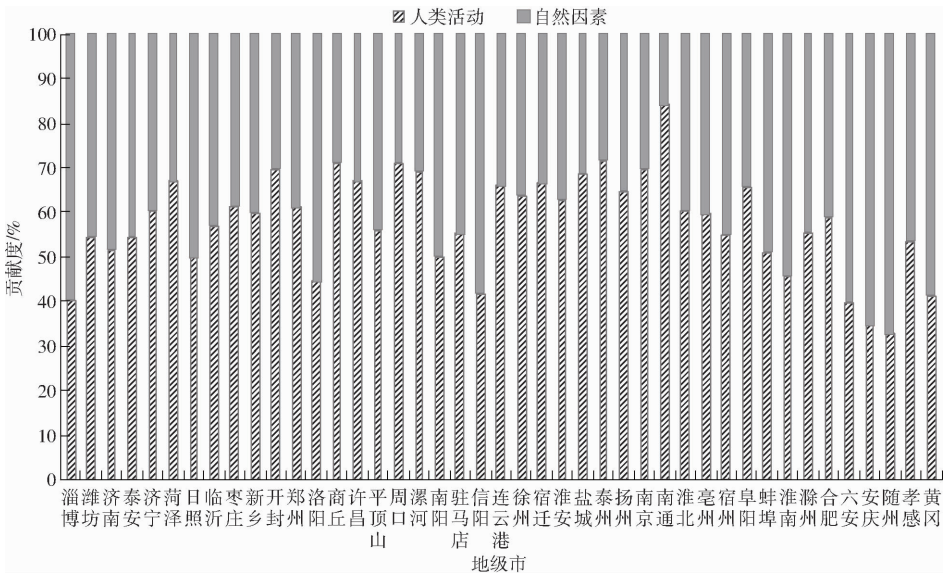


图 9 1988—2020 年人类活动和自然因素对淮河流域 43 个地级市 FVC 变化的贡献度
Fig. 9 Contribution degree of human activities and natural factors to FVC changes from 1988 to 2020 in 43 prefecture-level cities in Huaihe River basin

的贡献度均超过 70%。自然因素对 FVC 变化的贡献度在 15.9%~67.4%,仅有 9 个城市的贡献度超过 50%,其中,7 个城市的贡献度超过 55%,说明自然因素是这几个城市 FVC 变化的主导因素;自然因素对随州(67.4%)、安庆(65.3%)和六安(60.2%) FVC 变化的贡献度均超过 60%。

5 讨论

5.1 与相关研究成果比较

FVC 年际变化和空间变化的驱动因素分析以及残差分析结果表明,人类活动是淮河流域 FVC 的重要驱动因素,这一结果与前人在华北平原^[29]、长江中上游^[30]、长三角^[31]、锡林郭勒草原^[32]等区域的研究一致,说明人类应更加重视自身活动对植被变化的影响,既重视生态修复工程、农业技术进步等人类活动对植被变化的积极作用,也要重视人类活动在城镇地区对植被的负面影响(图 7)。在黄土高原^[12]、西藏^[29]等生态脆弱区,人口密度相对较低,气候因素仍然是影响植被变化的主导因素。同时,气候变化对植被生长的影响也具有复杂性,比如气温上升虽然能延长植被生长周期、加速土壤有机质分解和营养元素的释放,但也会加剧水资源短缺,而降水量过多或过少(洪涝、干旱)同样不利于植被生长。

5.2 对于政策制定的启示

淮河流域 FVC 变化以及人类活动和自然因素对 FVC 变化的影响均存在明显的时空差异。进行生态修复时,应该优先识别植被变化的脆弱区域(图 6),妥善利用驱动因素中的积极因素,弱化消极因素影响,精确制定恢复策略,降低生态修复成本。在气候异常增加的背景下,农林活动应该提前筹备对短时大雨、长期干旱等异常天气的应对措施。城镇扩张应当结合旧城改造,盘活存量用地,减少对耕地、林地的占用,并发展创意农业、休闲养生农业,积极推进产业融合发展,构建集生产、经济、生态、文化功能于一体的新型都市;乡村振兴在建设过程中应结合地貌特征,合理绿化未利用土地和废弃坑塘资源,提升交通通达性,提高文化娱乐功能。

5.3 不确定性及不足

目前基于遥感影像、土地利用产品、气象数据、地形数据等空间数据的研究,存在多源遥感数据时间和空间分辨率难以统一的限制。同时,地面验证数据获取成本高,使成果准确性受到影响。此外,植被生长状况不仅与年均气温、年均降水量有关,植被不同生长阶段对水热条件以及极端天气的敏感性存在较大差异^[33-34],且不同植物种类对水热组合的胁迫响应机制也各不相同。本文根据年均气候数据,

仅从年际变化角度分析,在一定程度上掩盖了气候要素异常变化对植被生长过程的影响。

人类活动范围和强度不断加大,对 FVC 的影响机理错综复杂。人口增长、城镇化发展、能源消耗结构调整、退耕还林、退耕还牧、农业结构调整等,都会对区域 FVC 产生重要影响,同时也会引起气候环境变化。今后有必要结合更详细的气候要素、土地利用变化数据、植被类型、人口与城镇化、生态保护措施等开展多要素系统耦合研究,以便深入探索人类活动和气候变化对生态环境的影响机制,减弱影响植被变化的不利因素,为流域高质量发展及乡村生态文明建设提供决策依据。

6 结论

(1)1987—2021 年,淮河流域植被覆盖情况较好,FVC 整体呈现上升趋势:在 1987—1998 年、1998—2011 年明显上升,在 2011—2021 年变化趋势不明显。在 FVC 等级方面,极低 FVC 等级稳定在 7.7%左右,低、中等 FVC 等级呈显著下降趋势,高与极高 FVC 等级呈显著上升趋势。

(2)淮河流域近 35 年的植被覆盖以稳定(45.2%)和改善(39.7%)居多,退化仅占 15.1%。从空间分布看,西部山区 FVC 优于东部沿海地区,各城市中心地带 FVC 退化。热点分析表明,信阳、驻马店、南阳和洛阳等地 FVC 不断提高,而南通、泰州、盐城、临沂、潍坊、徐州、合肥、阜阳、郑州等地,城镇发展挤压了耕地与草地空间,城镇扩张与生态文明之间的矛盾突出。

(3)驱动因素分析结果表明,夜间灯光强度、潜在蒸散发、降水量和地形是淮河流域 FVC 空间差异的主要驱动因素,FVC 年际变化与夜间灯光强度的显著性高于气温和降水量。表征人类活动的夜间灯光强度对 FVC 变化的影响存在空间异质性,在城镇地区主要表现为消极作用,在耕地和山区以不显著和积极作用为主,由于农业生产、封山育林、生态保护等行为,人类活动与 FVC 显著正相关区域(25.4%)多于显著负相关区域(14.7%)。

(4)人类活动和自然因素变化的共同作用是淮河流域近 35 年来植被变化的主要原因。在 43 个城市中,34 个城市的人类活动贡献度超过 50%,南通、泰州、周口和商丘超过了 70%,人类活动已成为多数城市 FVC 变化的主导因素。仅有少数城市的 FVC 被自然因素主导,随州、安庆和六安是其中代表。人类活动和自然因素对 FVC 变化的平均贡献度分别为 56.0%和 44.0%。可见,人类活动对淮河流域植被变化的作用不可忽视。

参 考 文 献

[1] FANG Z, BAI Y, JIANG B, et al. Quantifying variations in ecosystem services in altitude-associated vegetation types in a tropical region of China[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 726: 138565.

[2] LU Y, ZHANG L, FENG X, et al. Recent ecological transitions in China: greening, browning, and influential factors[J]. *Scientific Report*, 2015, 5: 8732.

[3] 刘英,雷少刚,陈孝杨,等. 神东矿区植被覆盖度时序变化与驱动因素分析及引导恢复策略[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(10): 3319–3331.

LIU Ying, LEI Shaogang, CHEN Xiaoyang, et al. Temporal variation and driving factors of vegetation coverage in Shendong central mining area based on the perspective of guided restoration[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(10): 3319–3331. (in Chinese)

[4] ZHANG Y, ZHU Z, LIU Z, et al. Seasonal and interannual changes in vegetation activity of tropical forests in Southeast Asia[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 224: 1–10.

[5] 李晶,闫星光,闫萧萧,等. 基于 GEE 云平台的黄河流域植被覆盖度时空变化特征[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(5): 1439–1450.

LI Jing, YAN Xingguang, YAN Xiaoxiao, et al. Temporal and spatial variation characteristic of vegetation coverage in the Yellow River Basin based on GEE cloud platform[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(5): 1439–1450. (in Chinese)

[6] SEDDON A W, MACIAS-FAURIA M, LONG P R, et al. Sensitivity of global terrestrial ecosystems to climate variability[J]. *Nature*, 2016, 531(7593): 229–232.

[7] ANYAMBA A, TUCKER C J. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA–AVHRR NDVI data from 1981–2003[J]. *Journal of Arid Environments*, 2005, 63(3): 596–614.

[8] 魏圆圆,孙守刚,梁栋,等. 人类活动影响下安徽省植被指数时空变化分析[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(8): 203–212.

WEI Yuanyuan, SUN Shougang, LIANG Dong, et al. Spatio-temporal variation of NDVI in Anhui Province under influence of human activities[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(8): 203–212. (in Chinese)

[9] 贺振,贺俊平. 近 32 年黄河流域植被覆盖时空演化遥感监测[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(2): 179–185.

HE Zhen, HE Junping. Remote sensing on spatio-temporal evolution of vegetation cover in the Yellow River Basin during 1982–2013[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(2): 179–185. (in Chinese)

[10] 黄悦悦,杨东,冯磊. 2000—2016 年宁夏植被覆盖度的时空变化及其驱动力[J]. *生态学杂志*, 2019, 38(8): 2515–2523.

HUANG Yueyue, YANG Dong, FENG Lei. Spatiotemporal variation in vegetation coverage and its driving forces in Ningxia during 2000–2016[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2019, 38(8): 2515–2523. (in Chinese)

[11] JIANG L, JIAPAER G, BAO A, et al. Vegetation dynamics and responses to climate change and human activities in Central Asia[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 599: 967–980.

[12] 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, 162.

FU Hanpei, WANG Ranghu, WANG Xiaojun. Analysis of spatiotemporal variations and driving forces of NDVI in the Yellow River Basin during 1999–2018[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2022, 29(2): 145–153, 162. (in Chinese)

[13] JEAN N, BURKE M, XIE M, et al. Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty[J]. *Science*, 2016, 353(6301): 790–794.

[14] QIAO X, LIU L, YANG Y, et al. Urban expansion assessment based on optimal granularity in the Huaihe River Basin of China[J]. *Sustainability*, 2022, 14: 13382.

[15] DING Y, PENG S. Spatiotemporal trends and attribution of drought across China from 1901–2100[J]. *Sustainability*, 2020, 12: 477.

[16] PENG S, DING Y, LIU W, 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.

[17] PENG S, DING Y, WEN Z, et al. Spatiotemporal change and trend analysis of potential evapotranspiration over the Loess Plateau of China during 2011–2100[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 233: 183–194.

[18] MA N, SZILAGYI J, ZHANG Y, et al. Complementary-relationship-based modeling of terrestrial evapotranspiration across China during 1982–2012: validations and spatiotemporal analyses[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2019, 124(8): 4326–4351.

[19] 乔旭宁,石漪澜,郭静,等. 郑州都市圈不同等级城镇扩张对生态系统服务的影响研究[J]. *地理研究*, 2022, 41(7): 1913–1931.

QIAO Xuning, SHI Yilan, GUO Jing, et al. Impacts of urban expansion on ecosystem services in different size cities of Zhengzhou metropolitan area[J]. *Geographical Research*, 2022, 41(7): 1913–1931. (in Chinese)

[20] GAO L, WANG X, JOHNSON B A, et al. Remote sensing algorithms for estimation of fractional vegetation cover using pure

- vegetation index values: a review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry Remote Sensing*, 2020, 159: 364–377.
- [21] IMUKOVA K, INGWERSEN J, STRECK T J A, et al. Determining the spatial and temporal dynamics of the green vegetation fraction of croplands using high-resolution RapidEye satellite images[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, 206: 113–123.
- [22] 何宝忠, 丁建丽, 张喆, 等. 新疆植被覆盖度趋势演变实验性分析[J]. *地理学报*, 2016, 71(11): 1948–1966.
- HE Baozhong, DING Jianli, ZHANG Zhe, et al. Experimental analysis of spatial and temporal dynamics of fractional vegetation cover in Xinjiang[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(11): 1948–1966. (in Chinese)
- [23] 张亮, 丁明军, 张华敏, 等. 1982—2015 年长江流域植被覆盖度时空变化分析[J]. *自然资源学报*, 2018, 33(12): 2084–2097.
- ZHANG Liang, DING Mingjun, ZHANG Huamin, et al. Spatiotemporal variation of the vegetation coverage in Yangtze River Basin during 1982—2015[J]. *Journal of Natural Resources*, 2018, 33(12): 2084–2097. (in Chinese)
- [24] 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.
- A Duo, ZHAO Wenji, GONG Zhaoning, 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. (in Chinese)
- [25] WESSELS K J, PRINCE S D, MALHERBE J, et al. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability? A case study in South Africa[J]. *Journal of Arid Environments*, 2007, 68(2): 271–297.
- [26] 黄森旺, 李晓松, 吴炳方, 等. 近 25 年三北防护林工程区土地退化及驱动力分析[J]. *地理学报*, 2012, 67(5): 589–598.
- HUANG Senwang, LI Xiaosong, WU Bingfang, et al. The distribution and drivers of land degradation in the Three-North Shelter Forest region of China during 1982—2006[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(5): 589–598. (in Chinese)
- [27] WANG H, LIU G, LI Z, et al. Impacts of drought and human activity on vegetation growth in the grain for green program region, China[J]. *Chinese Geographical Science*, 2018, 28: 470–481.
- [28] 刘海, 黄跃飞, 郑粮. 气候与人类活动对丹江口水源区植被覆盖变化的影响[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(6): 97–105.
- LIU Hai, HUANG Yuefei, ZHENG Liang. Effects of climate and human activities on vegetation cover changes in Danjiangkou water source areas[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(6): 97–105. (in Chinese)
- [29] 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 Kai, WANG Fei, HAN Jianqiao, 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. (in Chinese)
- [30] 邓元杰, 姚顺波, 侯孟阳, 等. 长江流域中上游植被 NDVI 时空变化及其地形分异效应[J]. *长江流域资源与环境*, 2020, 29(1): 66–78.
- DENG Yuanjie, YAO Shunbo, HOU Mengyang, et al. Temporal and spatial variation of vegetation NDVI and its topographic differentiation effect in the middle and upper reaches of the Yangtze River Basin[J]. *Resources of Environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(1): 66–78. (in Chinese)
- [31] 刘垚燚, 曾鹏, 张然, 等. 基于 GEE 和 BRT 的 1984—2019 年长三角生态绿色一体化发展示范区植被覆盖度变化[J]. *应用生态学报*, 2021, 32(3): 1033–1044.
- LIU Yaoyi, ZENG Peng, ZHANG Ran, et al. Vegetation coverage change of the demonstration area of ecologically friendly development in the Yangtze River Delta, China based on GEE and BRT during 1984—2019[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2021, 32(3): 1033–1044. (in Chinese)
- [32] 屈莹波, 赵媛媛, 丁国栋, 等. 气候变化和人类活动对锡林郭勒草原植被覆盖度的影响[J]. *干旱区研究*, 2021, 38(3): 802–811.
- QU Yingbo, ZHAO Yuanyuan, DING Guodong, et al. Effects of climate and human activities on vegetation cover changes in Xilingol steppe[J]. *Arid Zone Research*, 2021, 38(3): 802–811. (in Chinese)
- [33] JIANG P, DING W, YUAN Y, et al. Interannual variability of vegetation sensitivity to climate in China[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 301: 113768.
- [34] 邢贞相, 喻熠, 李凤昱, 等. 建三江主要作物需水量变化趋势与关键影响因子识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(7): 308–315, 346.
- XING Zhenxiang, YU Yi, LI Fengyu, et al. Change trend and key influencing factors identification of main crops water demand in Jiansanjiang[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(7): 308–315, 346. (in Chinese)