

DOI:10.13869/j.cnki.rswc.2023.01.015.

宋梦来, 陈海涛, 丁晗, 等. 1990—2020年天津市植被覆盖度时空演变特征及影响因素分析[J]. 水土保持研究, 2023, 30(1): 154-163.

SONG Menglai, CHEN Haitao, DING Han, et al. Temporal and Spatial Variation Characteristic and Influencing Factors of Vegetation Coverage in Tianjin During 1990—2020[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2023, 30(1): 154-163.

1990—2020年天津市植被覆盖度时空演变特征及影响因素分析

宋梦来¹, 陈海涛¹, 丁晗¹, 崔乃心¹, 亢戈霖², 王玉秋¹

(1.南开大学 环境科学与工程学院, 天津 300350; 2.交通运输部天津水运工程科学研究所

港口水工建筑技术国家工程实验室 工程泥沙交通行业重点实验室, 天津 300456)

摘要: 植被覆盖度(FVC)是区域生态环境质量的重要参数,揭示长时序 FVC 时空分异特征及识别主导影响因子可为评估地表植被状况提供科学参考。以天津市为例,基于 Google Earth Engine(GEE)云平台的 1990—2020 年 Landsat 遥感影像,结合像元二分模型计算 FVC。运用一元线性回归、F 检验进行 FVC 时空演变趋势分析,利用变异系数、Hurst 指数分析 FVC 波动情况及未来变化趋势。在此基础上,应用随机森林(RF)模型的特征重要性排序、偏依赖图技术量化 FVC 与同期的气候因素(年均气温、年降水量)和人类活动因素(土地利用、人口密度)的非线性响应关系,并进一步分析多因素耦合对 FVC 空间分布的解释力度。结果表明:(1)在时间上,1990—2020 年天津市 FVC 呈显著下降趋势,变化率为 0.001 5($p < 0.05$),其中 1990—2012 年 FVC 显著降低,2012 年后变化趋势不显著($p > 0.05$)。不同等级 FVC 时序差异明显,低、中低和中植被覆盖比例均呈现显著增加趋势($p < 0.05$),而中高和高植被覆盖比例一致表现为显著降低($p < 0.05$)。(2)在空间上,1990—2020 年天津市 FVC 呈现由市内六区向外逐渐增高的空间分布格局,整体以高植被覆盖为主(49.68%)。研究区内 32.62%的区域降低趋势显著,主要分布在环城四区以及滨海新区,27.42%的区域增加趋势显著,主要分布在远郊区县及市内六区。近 30 年内区域植被退化比重高于改善比重,且未来 FVC 变化趋势将以退化为主。(3)人类活动因素(57.27%)对 FVC 的影响程度远高于气候因素(42.73%),其中土地利用为影响 FVC 动态变化的主导因子。相比于单一气候因子,年均气温与年降水量的交互作用能够增强 FVC 空间分布的解释力度。研究结果有助于客观揭示天津市植被演变驱动因素,为制定植被保护政策提供参考依据。

关键词: 植被覆盖度; GoogleEarthEngine; 随机森林; 天津市

中图分类号: Q948

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2023)01-0154-10

Temporal and Spatial Variation Characteristic and Influencing Factors of Vegetation Coverage in Tianjin During 1990—2020

SONG Menglai¹, CHEN Haitao¹, DING Han¹, CUI Naixin¹, KANG Gelin², WANG Yuqiu¹

(1.College of Environmental Science and Engineering, Nankai University, Tianjin 300350, China;

2.National Engineering Laboratory for Port Hydraulic Construction Technology, Key Laboratory of Engineering Sediment, Tianjin Research Institute for Water Transport Engineering, ministry of Transport, Tianjin 300456, China)

Abstract: Fraction of vegetation coverage (FVC) is an important parameter for regional ecological environment quality. Revealing the temporal and spatial variation characteristic of long-term FVC and identifying the dominant influencing factor can provide a scientific reference for evaluating vegetation condition. Taking Tianjin as the research area, we extracted FVC by combining the pixel binary model based on Landsat images of the Google Earth Engine (GEE) during 1990—2020. The temporal and spatial variation trend of FVC was

收稿日期: 2022-01-09

修回日期: 2022-01-18

资助项目: 国家重大科技专项(水专项)项目“辽河典型功能区土地利用空间优化与水生态承载力调控研究”(2017ZX07301-001-06)

第一作者: 宋梦来(1998—),女(蒙古族),内蒙古赤峰市人,硕士研究生,研究方向为资源环境遥感。E-mail: 3105314519@qq.com

通信作者: 王玉秋(1965—),男,黑龙江齐齐哈尔人,教授,博士,研究方向为环境遥感监测及评价。E-mail: yqwang@nankai.edu.cn

<http://stbcyj.paperonce.org>

analyzed by linear regression and F test. Fluctuation change and future trend of FVC were analyzed by coefficient of variation and Hurst index. The order of feature importance and partial dependency plots of random forest (RF) were applied to quantify the non-linear response relationship between FVC and the same period of climate factors (mean annual temperature, annual precipitation) and human activity factors (land use, population density), then we further analyzed the spatial influencing magnitude of multi-factor coupling on FVC. The results showed that: (1) In terms of time, FVC presented the downward trend during 1990—2020 with a significant decrease of 0.001 5 ($p < 0.05$); FVC showed the significant decrease during 1990—2012 ($p < 0.05$); however, no significant change was observed after 2012 ($p > 0.05$); classifications of FVC displayed significant differences in time series; the proportions of low, medium-low and medium FVC showed significant increase ($p < 0.05$), while the proportions of medium-high and high FVC showed significant decrease consistently ($p < 0.05$); (2) spatially, FVC showed a spatial distribution pattern that gradually increased from six districts to outside and the types were mainly high (49.68%); FVC in about 32.62% of the research area showed a significant decrease trend which mainly distributed in four suburban districts and Binhai New Area; FVC in about 27.42% of the research area showed a significant increase trend which mainly distributed in outer suburban districts and six districts; In the past 30 years, the proportion of degraded area was larger than improved area and the future trend of FVC would be dominant degeneration; (3) the influence of human activities (57.27%) on FVC was much higher than the climate factors (42.73%), of which land use was the dominant factor; compared with the single climate factor, the interaction between temperature and precipitation could enhance the spatial influencing magnitude of FVC. This research can reveal the driving factors of FVC and provide a reference for policy-making on vegetation protection.

Keywords: fraction of vegetation coverage; Google Earth Engine; random forest; Tianjin City

植被作为陆地生态系统的主体,在保持水土、防风固沙、维持气候和生态系统稳定等方面具有重要作用^[1]。植被覆盖度(Fraction of Vegetation Coverage, FVC)定义为植被在地面单位面积内的垂直投影占比^[2],可作为衡量地表植被状况及繁茂程度的有效指标。20 世纪中后期以来,全球森林与草原植被迅速减少并衍生出一系列生态环境问题,在此背景下,迫切需求开展 FVC 时空演变的研究,这对客观揭示植被状况、促进区域绿色可持续发展等方面具有深远意义。

遥感技术被广泛应用在长时序、大范围 FVC 动态监测中。借助传统的遥感分析手段下载、预处理影像,面临数据量庞大、处理效率低等问题,而 GEE 云平台对常用影像已经进行大气校正、几何配准、辐射定标等预处理工作,并可通过在线编程的方式快速实现影像获取、批量处理、计算分析,极大提高了运行效率^[3]。因此,基于 GEE 云平台进行 FVC 动态监测相较于使用本地软件(ENVI, ArcGIS)具有明显的特色优势。已有学者应用 GEE 平台从国家^[4]、省级行政区^[5]、流域等^[6]不同尺度开展了长时序 FVC 遥感监测研究,如 Chen 等^[7]借助 GEE 平台 Landsat 遥感影像,对我国北方毛乌素沙漠 FVC 空间分异特征进行

监测。李晶等^[8]反演了 1987—2020 年黄河流域及流域内煤炭国家规划矿区的 FVC,指出该区域年际 FVC 呈波动式上升态势。这些研究均表明基于 GEE 平台进行 FVC 变化监测在尺度和时效等方面具有巨大优势。

天津市作为京津冀东部绿色生态屏障区,战略地位突出,生态环境保护是该区域发展的基础。2021 年 9 月天津市提出要加快津城和滨城间绿色生态屏障建设,十四五期间一级管控区内森林绿化覆盖率超过 13.16%^[9]。但由于该地区气候变化以及长期不合理的人类活动,导致区域植被遭到一定程度的破坏^[10]。目前已有学者开展了有关天津市 FVC 对气候和人类活动因子响应关系的研究,如 Zhou 等^[11]分析了京津冀 2001—2011 年植被对气候变化的响应模式,得出降水为该区域植被变化的决定性因子。王静等^[12]强调天津等大中城市周围植被呈现明显退化趋势,城市边缘地带大量高质量耕地、林地被侵占及城镇建设对区域植被产生负面影响。上述研究对认识天津市植被动态变化的驱动因素具有重要意义,但依旧存在问题:(1) 目前对天津市 FVC 影响因素的研究多局限于探讨单一因素的贡献程度,而因素之间的交互作用对 FVC 地理空间分异的影响鲜有报

FVC 在空间上的非线性响应关系,采用随机森林模型进行逐像元尺度的回归分析,并进一步应用特征重要性排序和偏依赖图技术量化不同因素对 FVC 的影响程度及多因素交互作用。具体方法如下所述。

表 1 影响因素数据及来源

因素	数据名称	年份	数据来源	数据内容	分辨率
气候因素	年均气温	1990—2015 年	中国科学院资源环境科学数据中心	中国 1980 年以来逐年年平均气温空间插值数据集	1 km
		2020 年	国家科技基础条件平台—国家地球系统科学数据中心	中国 1 km 分辨率平均气温数据集	1 km
	年降水量	1990—2015 年	中国科学院资源环境科学数据中心	中国 1980 年以来逐年年降水量空间插值数据集	1 km
		2020 年	国家科技基础条件平台—国家地球系统科学数据中心	中国 1 km 分辨率年降水量数据	1 km
人类活动因素	土地利用	1990—2015 年、2020 年	中国科学院资源环境科学数据中心	中国土地利用现状遥感监测数据	1 km
		2005 年、2010 年	Yang 等 ^[24]	中国 30 m 年度土地覆盖产品 (CLCD)	30 m
	人口密度	1990—2015 年	中国科学院资源环境科学数据中心	中国人口空间分布公里网格数据集	1 km
		2020 年	GEE	WorldPop Global Project Population Data; Estimated Residential Population per 100 x100 m Grid Square	100 m

2.2.1 FVC 计算方法 采用像元二分模型估算 FVC^[26],其计算公式如式(1)所示:

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

式中:NDVI 为归一化植被指数;NDVI_{soil} 为纯裸土覆盖的 NDVI 值,理论上接近于 0;NDVI_{veg} 为纯植被覆盖的 NDVI 值,理论上接近于 1;选取 NDVI 频率累计表上累积频率 5% 和 95% 的值作为 NDVI_{soil} 和 NDVI_{veg}^[27]。

参考王静等^[12]在京津冀地区关于 FVC 的分类标准,结合研究区实际情况将 FVC 划分为 5 个等级:低(0≤FVC<0.30)、中低(0.30≤FVC<0.45)、中(0.45≤FVC<0.60)、中高(0.60≤FVC<0.75)和高(0.75≤FVC<1)。

2.2.2 FVC 动态分析方法

(1) 一元线性回归及 F 检验。利用一元线性回归的方法对天津市 31 年间 FVC 的时序变化进行拟合分析,再比较各像元变化趋势的空间差异,计算公式如(2)所示:

$$K = \frac{n \times \sum_{i=1}^n i \times FVC_i - \sum_{i=1}^n i \times \sum_{i=1}^n FVC_i}{n \times \sum_{i=1}^n i^2 - (\sum_{i=1}^n i)^2} \tag{2}$$

式中:K 为变化率;n 为总年数;FVC_i 为第 i 年的年均 FVC。K>0 表示 FVC 呈增加趋势,K=0 表示 FVC 基本不变,K<0 表示 FVC 呈减少趋势。

利用 F 检验法对一元线性回归的趋势进行检验,其计算公式如(3)—(5)所示。根据检验结果进行分级:显著降低(K<0,p<0.05)、无显著降低(K<0,p>0.05)、无显著升高(K>0,p>0.05)、显著升高(K>0,p<0.05)。

$$U = \sum_{i=1}^n (FVC'_i - \overline{FVC})^2 \tag{3}$$

$$Q = \sum_{i=1}^n (FVC_i - FVC'_i)^2 \tag{4}$$

$$F = (n - 2) \frac{U}{Q} \tag{5}$$

式中:n 为总年数;U 为误差平方和;Q 为回归平方和;FVC'_i 为第 i 年的 FVC 拟合值;FVC 为所有年份 FVC 均值;FVC_i 为第 i 年的年均 FVC。

(2) 变异系数。变异系数(Coefficient of Variation, CV)计算公式如(6)所示。参考黄悦悦^[28]和朱林富^[29]在城市区域 CV 值的分类标准,划分为 5 个等级:低波动(0<CV≤0.10)、较低波动(0.10<CV≤0.15)、中波动(0.15<CV≤0.20)、较高波动(0.20<CV≤0.30)和高波动(>0.3)。

$$CV = \frac{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (FVC_i - \overline{FVC})^2}}{\overline{FVC}} \tag{6}$$

式中:n 为总年数;FVC_i 为第 i 年的年均 FVC;FVC 为所有年份 FVC 均值。

(3) Hurst 指数。采用重标极差(R/S)计算 Hurst 指数^[30],其计算公式如(7—11)所示。对于 FVC 时间序列定义为 FVC_(t),t=1,2,3,⋯,n,对于任意正整数 τ≥1,均值序列为:

$$\overline{FVC}_{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} FVC_{(t)} \quad \tau = 1, 2, 3 \cdots, n \tag{7}$$

累计离差序列 U(t,τ) 为:

$$U(t, \tau) = \sum_{t=1}^{\tau} (FVC_{(t)} - \overline{FVC}_{(\tau)}) \quad 1 \leq t \leq \tau \tag{8}$$

极差 R_(τ) 为:

$$R_{(\tau)} = \max U_{(t, \tau)} - \min U_{(t, \tau)} \tag{9}$$

标准差 S_(τ) 为:

$$S_{(\tau)} = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (FVC_{(t)} - \overline{FVC}_{(\tau)})^2} \tag{10}$$

计算 Hurst 指数:

$$R_{(\tau)} / S_{(\tau)} = (\alpha \tau)^H \tag{11}$$

式中:H 为 Hurst 指数,H 介于 0~1,当 0<H<0.5 时,表明时间序列具有反持续性;H=0.5 表明过去对未来的发展没有影响;0.5<H<1 时,表明时间序列具有持续性。将变化率 K 同 Hurst 指数叠加,获

得未来变化趋势。

2.2.3 随机森林 随机森林(RF)是一种基于分类和回归的机器学习算法,能够用来分析自变量与因变量之间复杂的非线性关系^[31]。本研究采用 Python 的 Scikit-learn 机器学习工具包进行随机森林回归分析。由于本研究所涉及的时序范围长达 31 a,逐年进行栅格值提取所涉及数据量较为庞大,计算时间长,因此以 5 a 为周期,分别选取 1990 年、1995 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年、2020 年的 FVC 与同期气候和人类活动因素栅格影像作为输入数据。在 ArcGIS 10.2 中将所有输入的栅格数据重采样至 1 km 分辨率,对 FVC 栅格数据进行栅格转点,利用 Extract Multi Values to Point 工具提取气候和人类活动因素栅格数据相应位置的像元值,实现与 FVC 数据的匹配,构建总计 83 972 条数据的原始数据集,其中 80%作为训练数据,20%作为测试数据,采用决定系数(R^2)作为回归精度评价指标。

3 结果与分析

3.1 FVC 时间变化特征

天津市 1990—2020 年 FVC 的变化趋势见图 2。1990—2020 年天津市年均 FVC 整体呈显著下降趋势,变化率为 0.001 5 ($p<0.05$)。研究期间年均 FVC 由 1990 年的 0.70 下降到 2020 年的 0.65,最高值和最低值分别出现在 1990 年(0.70)和 2012 年(0.59)。进一步进行分阶段线性拟合,结果表明:1990—2012 年天津

市年均 FVC 呈显著下降趋势,变化率为 0.003 1 ($p<0.05$),植被状况明显退化。2012—2020 年天津市年均 FVC 变化趋势不显著 ($p>0.05$),但年均 FVC 有一定的正负波动,增率达到 0.004 0。总体上,研究区 FVC 在时序上显示以 2012 年为拐点,经历了 1990—2012 年下降阶段和 2012—2020 年波动阶段。

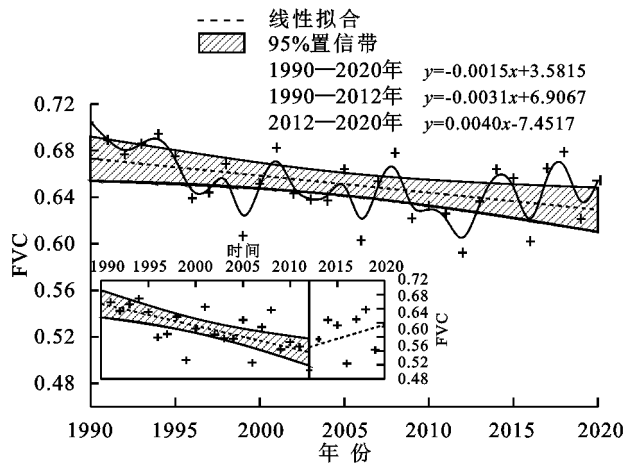


图 2 1990—2020 年天津市 FVC 时间变化趋势

天津市 1990—2020 年不同等级 FVC 变化趋势见图 3。研究区内低、中低、中植被覆盖比例均呈显著增加趋势 ($p<0.05$),变化率分别为 0.001 6,0.001 1,0.000 9。其中低植被覆盖比例由 1990 年的 13.66% 上升到 2020 年的 18.23%。中高和高植被覆盖比例变化趋势相似,均呈显著下降趋势 ($p<0.05$),变化率分别为 -0.001 0 和 -0.002 7,其中高植被覆盖比例由 1990 年的 61.08% 降低到 2020 年的 42.57%。

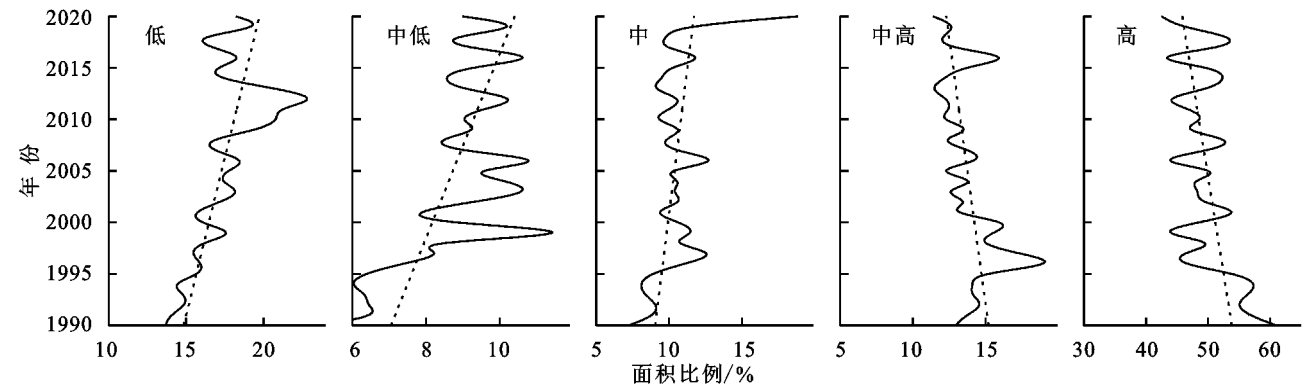


图 3 1990—2020 年天津市不同等级 FVC 变化趋势

进一步对天津市 1990—2020 年不同等级 FVC 的转移情况进行统计,结果见表 2。与 1990 年相比,2020 年天津市低、中低和中植被覆盖区面积分别增加了 551.56 km²,450.20 km²,294.45 km²,中高和高植被覆盖区面积分别减少了 125.71 km²,415.46 km²。研究区内低、中低和中植被覆盖区面积的增加主要来自于高植被覆盖区的转入,转入量分别为 451.68 km²,369.21 km²,469.07 km²,说明低、中低和中植被覆盖区面积大幅

增加主要归因于高覆盖区植被的退化。

3.2 FVC 空间分布特征

如图 4A 所示,天津市 FVC 整体呈现由市内六区向外逐渐递增的空间分布格局。为详细研究天津市植被分布情况,依据 2.2.1 所述划分标准将天津市多年平均 FVC 进行分级,不同类型 FVC 统计结果见图 4B,天津市 FVC 类型以高植被覆盖为主(49.68%),中高、低、中和中低依次递减,区域占比在 8.95%~16.25%。

表 2 1990—2020 年天津市不同等级 FVC 转移矩阵 km²

1990 年	2020 年						转出
	低	中低	中	中高	高	总计	
低	1064.52	216.52	155.92	113.67	97.60	1648.23	583.71
中低	231.00	131.73	94.91	79.91	82.82	620.37	503.42
中	218.69	176.20	138.44	139.34	199.99	872.66	631.84
中高	233.90	191.70	206.38	251.55	765.05	1648.58	729.58
高	451.68	369.21	469.07	270.96	653.90	2214.82	1560.92
总计	2199.80	1085.36	1064.73	855.42	1799.36	7004.67	
转入	1135.27	953.62	926.29	603.87	1145.46		
变化量	551.56	450.20	294.45	−125.71	−415.46		

在市辖区基础上将天津市划分为市内六区、环城四区、远郊区县和滨海新区四部分,进一步分区统计植被覆盖情况,结果见图 4C。市内六区以低植被覆盖为主(49.01%),该区域为中心城区,城镇化水平较高,说明城市的发展会对植被覆盖造成较大影响;环

城四区较市内六区而言,中高、高植被覆盖比例增加;远郊区县基本以高植被覆盖为主(68.81%),这些地区植被类型多为林地、灌丛和农作物,植被长势较好;滨海新区以低植被覆盖为主(52.06%),特别是在东南部水域周围及沿海地区。

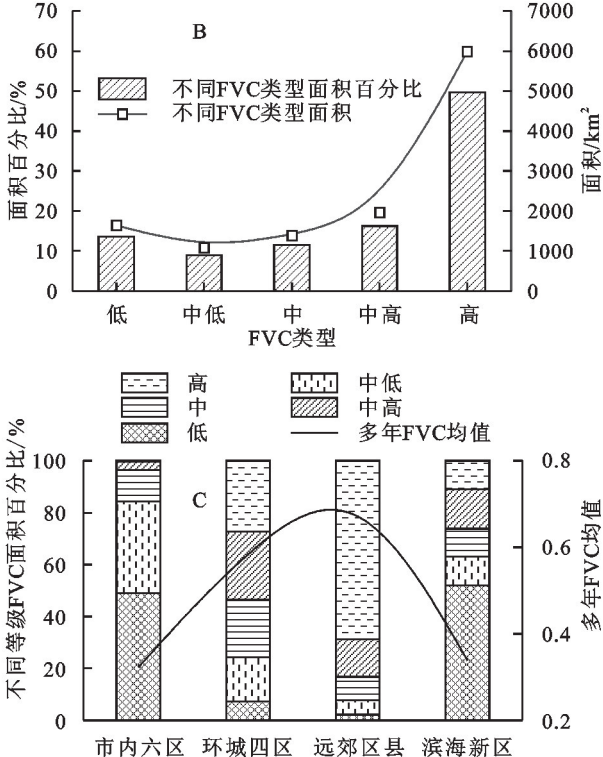
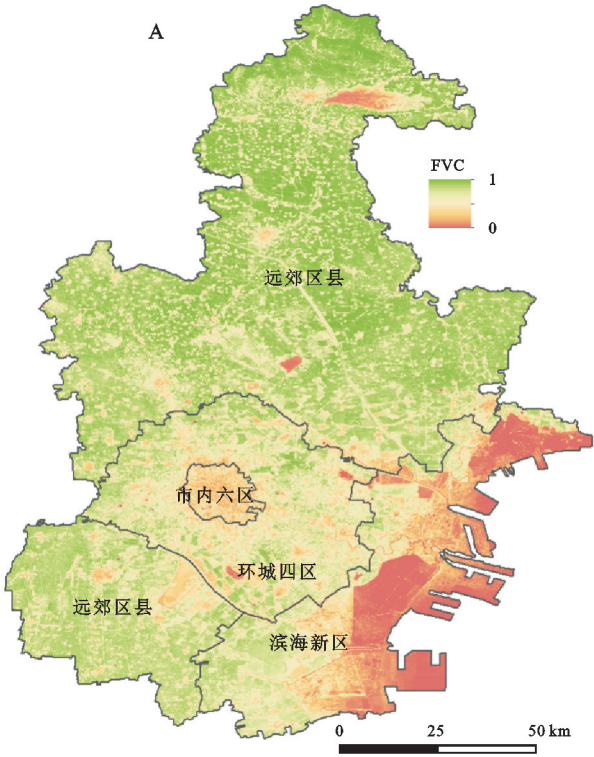


图 4 1990—2020 年天津市 FVC 空间分布特征

3.3 FVC 空间变化特征

天津市 1990—2020 年 FVC 的变化情况如图 5 所示。天津市 51.29%的区域 FVC 呈降低趋势,其中 32.62%的区域降低趋势显著,主要分布在环城四区以及滨海新区。这两个区域处于津滨城市发展轴上,城镇化进程的快速推进可能对区域植被状况造成负面影响^[32]。天津市 48.71%的区域 FVC 呈增加趋势,其中 27.42%的区域增加趋势显著,主要分布在远郊区县及市内六区,远郊区县为基本农田及现代农业用地区,严格实行耕地与基本农田保护政策,从而利

于植被保护。
天津市 1990—2020 年 FVC 的波动情况见图 6。整体来看,1990—2020 年 CV 的平均值为 0.36,变异程度属于高波动。在空间上呈现出“高波动与低波动并存,高波动区居多,地域性差异明显”的空间分布格局,具体表现为:高波动区占比最大(29.13%),主要分布在市内六区、环城四区和滨海新区,低波动区占比最小(16.06%),集中分布在蓟州区和宝坻区。
天津市 1990—2020 年 Hurst 指数如图 7A 所示,最大值为 0.96,最小值为 0.05,平均值为 0.42。大部分区域

(80.62%)未来变化趋势表现为反持续性,主要分布在远郊区县和滨海新区。仅有 19.38%的区域表现为持续性,集中分布在市内六区及其周边。进一步结合变化率 K 对 FVC 的未来趋势进行分析,结果见图 7B,未来 FVC 发展趋势以退化为主,区域占比 53.62%,其中反持续性退化(改善—退化)的比重为 42.01%,主要分布在远郊区县。持续性退化(退化—退化)的比重为 11.51%,集中分布在环城四区。

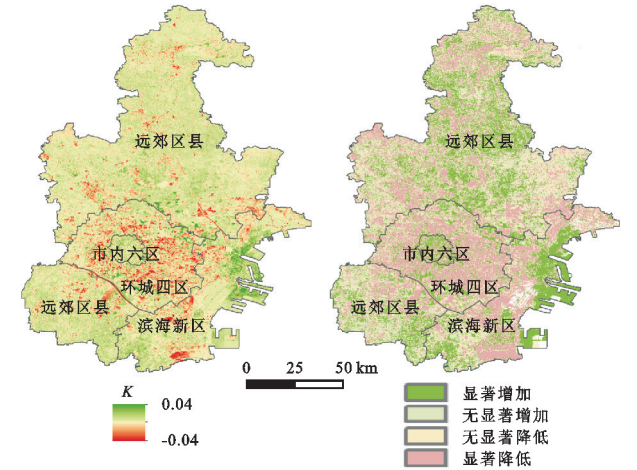


图 5 1990—2020 年天津市 FVC 空间变化特征

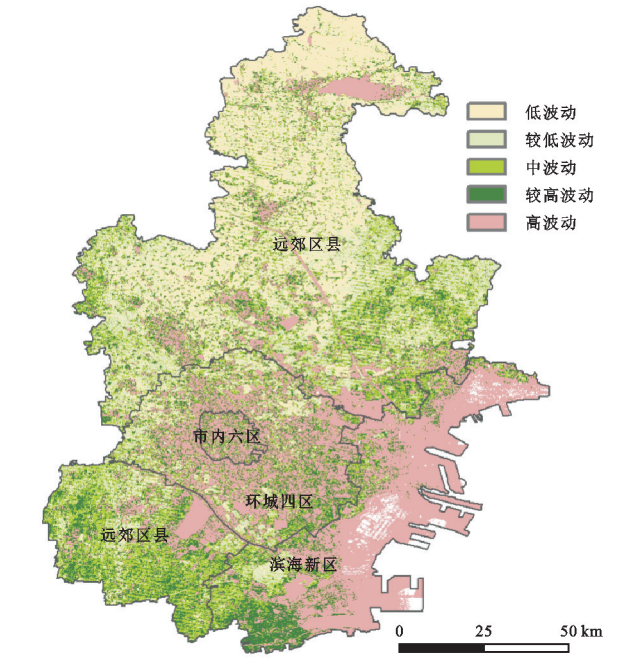


图 6 1990—2020 年天津市 FVC 波动情况

3.4 FVC 影响因素分析

3.4.1 特征重要性排序 基于 RF 模型分析气候因素和人类活动因素对 FVC 的影响,特征重要性排序可以反映不同因子对 FVC 的影响大小,所有因子的特征重要性总和为 100%。由图 8 可知,各个因子对 FVC 的影响程度依次为土地利用>人口密度>年降水量>年均气温,总的来说,人类活动因素(57.27%)对 1990—2020 年 FVC 的影响程度远高于自然因素(42.73%),土地

利用为影响植被动态变化的主导因子。Chang 等^[33]在京津冀地区的研究也表明,东南部的平原地区植被变化受人类活动因素较大,农田开垦、居民用地扩张等人类活动是导致植被退化的主要原因。

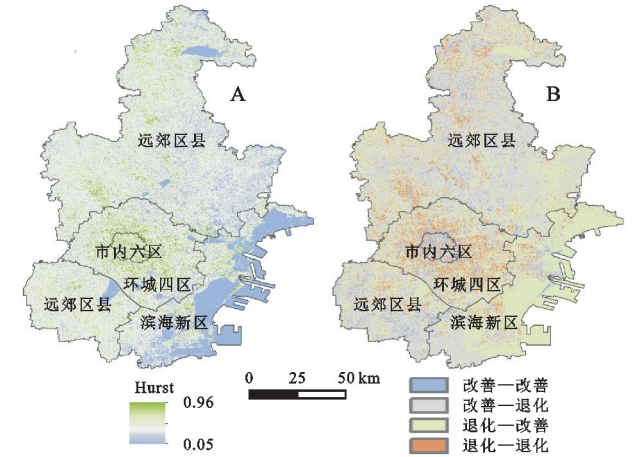


图 7 1990—2020 年天津市 Hurst 指数及未来 FVC 变化趋势

从自然因素来看,年降水量(22.42%)对 FVC 的影响稍高于年均气温(20.31%),这与前人研究一致,刘德义^[34]分析了天津市 1982—2003 年自然植被对气候变化的响应模式,表明降水是天津市植被指数年际变化的主要制约因子,降水的多寡决定了植被的生长状况。阎世杰等^[35]基于地理探测器进行了 2006—2015 年京津冀地区植被变化定量归因的研究,同样得出降水作为植被空间分布的主导因子,对年际植被空间分异的解释力最大(39.40%)。

从人类活动因素来看,土地利用(34.62%)对 FVC 的影响远高于人口密度(22.65%)。进一步结合 1990—2020 年的土地利用转移矩阵(图 9)可以发现,研究期间天津市土地利用类型发生了不同程度的转移,1990—2000 年,大量林地(5 597 km²)转换为耕地。2000 年以后,社会经济高速发展使得天津市城镇化进程加剧,城乡、工矿、居民用地的面积急剧增加,由 2000 年的 1 865 km²升高到 2020 年的 3 252 km²,在 2000—2010 年和 2010—2020 年分别有大量(1 202 km²)及部分(206 km²)耕地被侵占转化为城乡、工矿、居民用地。林地及耕地面积的持续减少及城乡、工矿、居民用地迅速扩张可能为该地区植被显著退化的重要原因。

3.4.2 偏依赖图 偏依赖图(Partial Dependence Plot, PDP)可以显示随机森林的偏效应^[36]。如图 10 所示,在自然因素方面,年均气温小于 12.5℃时,随着年均气温的升高,FVC 基本保持不变,当年均气温超过 12.5℃,FVC 与其呈现负相关关系;年降水量在 580 mm 以下时,FVC 与年降水量呈现正相关关系,当年降水量超过 580 mm 时,FVC 变化趋势趋于平

缓。图中还显示出年均气温与年均降水发生变化的节点高度重合,当气候条件处于节点(年均温度 12.5℃ 且年降水量 580 mm)附近时,FVC 较高(0.74),这说明只有在合适的降水和温度范围内植被才会开始生长,二者满足一定条件使得区域水热状况最佳时才利于植被生长^[37]。

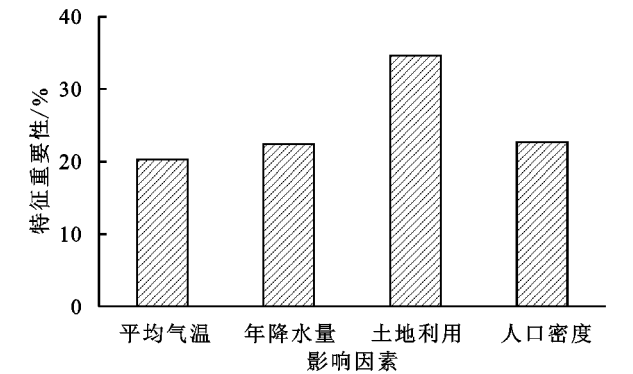


图 8 不同因素的特征重要性排序

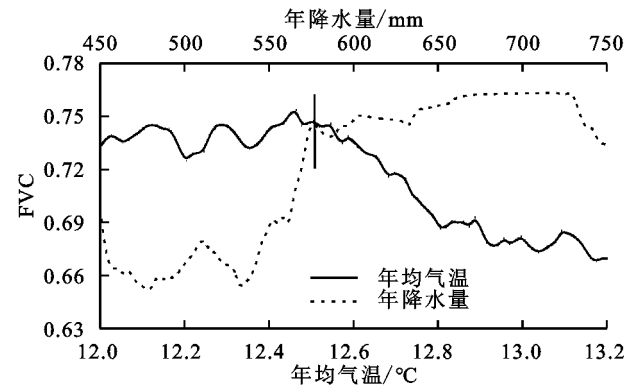


图 10 自然因素和人类活动因素的偏依赖

3.4.3 因素交互作用 本文提出的随机森林模型同样可以量化因素交互对 FVC 空间分布的解释力度,将各影响因素两两组合,作为随机森林的输入变量,FVC 作为输出变量,参数一律设置为默认,训练随机森林模型,利用模型验证集的 R^2 量化不同因素组合对 FVC 空间分布的解释力度^[38]。模型的拟合结果见图 11 所示,从单一因素来看,土地利用对 FVC 空间变异的解释力度最大(15.71%),人口密度(3.86%)、年降水量(0.63%)、年均气温(0.53%)依次递减,这与特征重要性排序结果一致。

从组合因素来看,年均气温与年降水量共同作用对 FVC 的空间解释力度(12.28%)远高于单一因素拟合结果,表明水热组合的共同作用会加强对 FVC 空间分布的解释力。这与孟丹等^[39]研究结果一致,孟丹采用偏相关和复相关分析手段逐像元进行京津冀地区植被覆盖变化的气候驱动力分析,并得出降水和气温综合驱动型对植被空间分异的影响高于单一降水和单一气温驱动型。图中还显示出,土

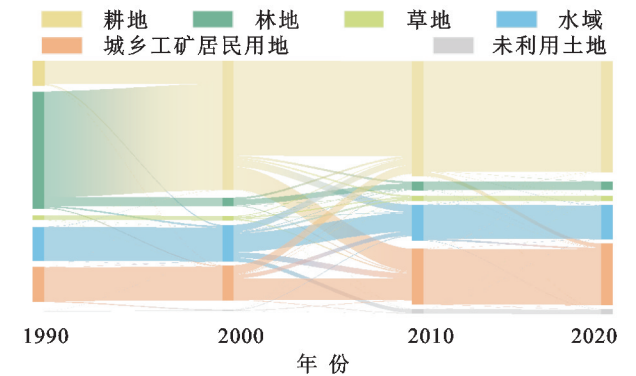
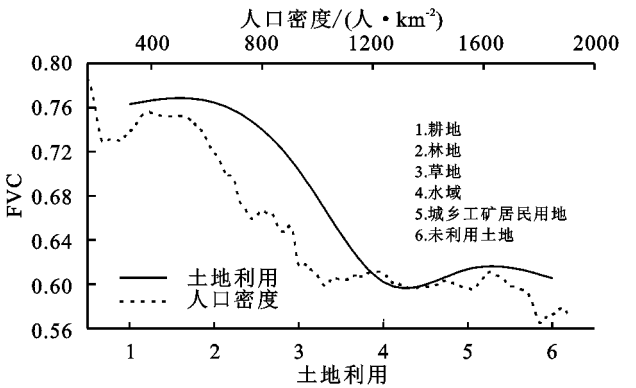


图 9 1990—2020 年土地利用转移矩阵 (km^2)

在人类活动因素方面,不同土地利用类型植被覆盖程度不同,林地的 FVC 最高(0.78),耕地(0.76)、草地(0.72)、城乡、工矿、居民用地(0.63)依次递减;人口密度与 FVC 整体呈现负相关关系,人口密度较低时,植被覆盖程度较好,但当增加到一定程度后 FVC 迅速降低。



地利用作为天津市 FVC 空间分布的主导因子,在同气候因子的交互作用下对 FVC 空间分布解释力度增强,土地利用与年均气温、年降水量交互,分别能解释 16.36%, 19.52% 的 FVC 空间分布差异,相比于单一年均气温和单一年降水量分别增加了 15.83% 和 18.89%。

4 讨论与结论

(1) 在时间上,1990—2020 年天津市年均 FVC 整体呈下降趋势,变化率为 0.001 5 ($p < 0.05$)。分阶段拟合显示 FVC 以 2012 年为节点呈不同时序变化,其中 1990—2012 年 FVC 显著降低,变化率为 0.003 1 ($p < 0.05$),2012—2020 年 FVC 变化趋势不显著 ($p > 0.05$)。不同等级 FVC 的变化趋势时序差异明显,1990—2012 年低、中低和中植被覆盖比例显著增加 ($p < 0.05$),中高和高植被覆盖比例变化轨迹为显著降低 ($p < 0.05$)。低、中低和中植被覆盖区面积大幅增加归因于区域内大量高覆盖区植被的退化。

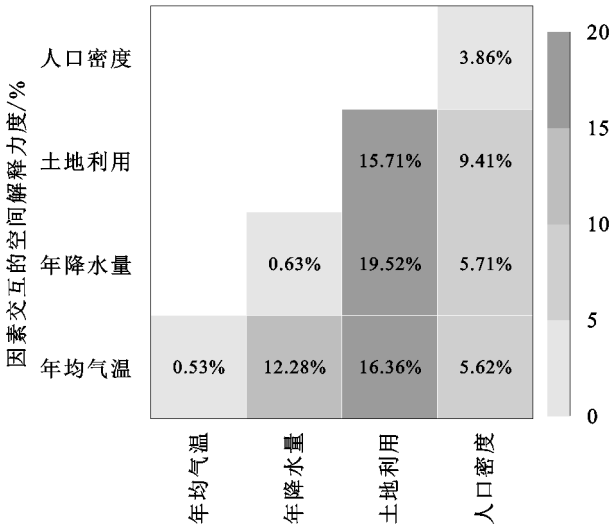


图 11 因素交互作用对 FVC 的影响

(2) 在空间上,天津市 FVC 总体上呈现由市内六区向外逐渐增高空间的分布格局,区域整体以高植被覆盖为主(49.68%)。32.62%的区域 FVC 显著降低,主要分布在环城四区以及滨海新区,27.42%的区域增加趋势显著,主要分布在远郊区县及市内六区。植被退化面积比重高于改善比重,且 FVC 未来变化趋势将以退化为主。

(3) 天津市植被变化受到气候和人类活动因素的共同影响。人类活动因素(57.27%)对 FVC 的影响程度远高于气候因素(42.73%)。土地利用为 FVC 时空分异的主导因子,林地、耕地面积的持续减少及城乡、工矿、居民用地扩张为研究区植被显著退化的重要原因。年均气温与年降水量共同作用会加强对 FVC 空间分布的解释力度。

虽然本研究基于 GEE 平台获取的年均 FVC,结合气候和人类活动因素的长时序、多元遥感影像数据客观揭示了不同因子对 FVC 时空演变特征的影响,但研究中仍有许多不足需要改进:(1) 应用 Landsat 影像反演得到的 FVC 栅格数据的分辨率为 30 m,而来源于中国科学院资源环境科学数据中心等网站气候和人类活动因素栅格数据分辨率最高为 1 km。针对分辨率不一致的问题,虽然已进行重采样实现数据匹配,但数据精度降低对结果准确性造成一定影响。(2) FVC 时空变化特征受气候、地形、土地利用、人口密度、产业发展等多种因素的共同影响,基于长时序数据可连续获得及数据能够被栅格化的原则,本研究只考虑了年均气温、年降水量、土地利用、人口密度 4 种因子,所选驱动力因素对 FVC 变化的解释力还远远不够,亟需更多维度的栅格数据以便准确客观揭示影响天津市 FVC 动态变化的主导因子。

参考文献:

[1] Jiang W G, Yuan L H, Wang W J, et al. Spatio-temporal analysis of vegetation variation in the Yellow River Basin[J]. Ecological Indicators, 2015,51:117-126.

[2] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. Remote Sensing of Environment, 2002,80(1):76-87.

[3] Tamiminia H, Salehi B, Mahdianpari M, et al. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review[J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020,164:152-170.

[4] 龙爽,郭正飞,徐粒,等.基于 Google Earth Engine 的中国植被覆盖度时空变化特征分析[J].遥感技术与应用, 2020,35(2):326-334.

[5] 冯李,胡文英,李应鑫,等. Google Earth Engine 在四川省多年植被覆盖度动态监测中的应用[J].林业资源管理,2019(4):124-131.

[6] 陈虹,郭兆成,贺鹏.1988—2018 年洱海流域植被覆盖度时空变换特征探究[J].国土资源遥感,2021,33(2):116-123.

[7] Chen Y X, Yizhaq H, Mason J A, et al. Dune bistability identified by remote sensing in a semi-arid dune field of northern China[J]. Aeolian Research, 2021,53:100751.

[8] 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.

[9] 中华人民共和国国家发展和改革委员会.天津市国民经济和社会发展第十 4 个五年规划和二〇三五年远景目标纲要 [EB/OL]. (2021-04-01) [2021-12-31]. https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fzzlgh/dfzgh/202104/t20210401_1271547.html?code=&state=123.

[10] Zhao Y B, Sun R H, Ni Z Y. Identification of natural and anthropogenic drivers of vegetation change in the Beijing-Tianjin-Hebei megacity region [J]. Remote Sensing, 2019,11(10):1224.

[11] Zhou Q, Zhao X, Wu D H, et al. Impact of urbanization and climate on vegetation coverage in the Beijing-Tianjin-Hebei region of China [J]. Remote Sensing, 2019,11(20):2452.

[12] 王静,周伟奇,许开鹏,等.京津冀地区城市化对植被覆盖度及景观格局的影响[J].生态学报,2017,37(21): 7019-7029.

[13] 袁沫汐,邹玲,林爱文,等.湖北省地区植被覆盖变化及其对气候因子的响应[J].生态学报,2016,36(17): 5315-5323.

[14] Rishmawi K, Prince S D. Environmental and anthropogenic degradation of vegetation in the Sahel from 1982 to 2006[J]. Remote Sensing, 2016,8(11):948.

- [15] Jiang M C, He Y X, Song C H, et al. Disaggregating climatic and anthropogenic influences on vegetation changes in Beijing-Tianjin-Hebei region of China[J]. *Science of Total Environment*, 2021,786:147574.
- [16] Leroux L, Bégué A, Seen D L, et al. Driving forces of recent vegetation changes in the Sahel: lessons learned from regional and local level analyses [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017,191:38-54.
- [17] Wang W H, Ma X Q, Nizami S M, et al. Anthropogenic and biophysical factors associated with vegetation restoration in Changting, China[J]. *Forests*, 2018,9(6):306.
- [18] Dwyer J L, Roy D P, Sauer B, et al. Analysis ready data: enabling analysis of the Landsat archive[J]. *Remote Sensing*, 2018,10(9):1363.
- [19] Zhou Y, Dong J W, Xiao X M, et al. Continuous monitoring of lake dynamics on the Mongolian Plateau using all available Landsat imagery and Google Earth Engine[J]. *Science of Total Environment*, 2019,689:366-380.
- [20] Mao J F, Ribes A, Yan B Y, et al. Human-induced greening of the northern extratropical land surface[J]. *Nature. Climate Change*, 2016,6(10):959-963.
- [21] Tong X, Brandt M, Yue, et al. Increased vegetation growth and carbon stock in China karst via ecological engineering [J]. *Nature Sustainability*, 2018,1(1):44-50.
- [22] Yu X, Xie J C, Jiang R G, et al. Spatiotemporal variation and predictability of vegetation coverage in the Beijing-Tianjin-Hebei metropolitan region, China [J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2021,145(1):47-62.
- [23] 吴琳娜,杨胜天,刘晓燕,等.1976 年以来北洛河流域土地利用变化对人类活动程度的响应[J].*地理学报*, 2014,69(1):54-63.
- [24] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. *Earth System Science Data*, 2021,13(8):3907-3925.
- [25] 银朵朵,王艳慧.温带大陆性半干旱季风气候区植被覆盖度时空变化及其地形分异研究[J].*生态学报*, 2021,41(3):1158-1167.
- [26] Zhang M, Wang J M, Li S J. Tempo-spatial changes and main anthropogenic influence factors of vegetation fractional coverage in a large-scale opencast coal mine area from 1992 to 2015[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019,232:940-952.
- [27] 郭永强,王乃江,褚晓升,等.基于 Google Earth Engine 分析黄土高原植被覆盖变化及原因[J].*中国环境科学*, 2019,39(11):4804-4811.
- [28] 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.
- [29] 朱林富,谢世友,杨华,等.基于 MODIS-EVI 的重庆植被覆盖时空分异特征研究[J].*生态学报*, 2018,38(19):6992-7002.
- [30] Tong S Q, Zhang J Q, Bao Y H, et al. Analyzing vegetation dynamic trend on the Mongolian Plateau based on the Hurst exponent and influencing factors from 1982—2013 [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2018,38(5):595-610.
- [31] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001,45(1):5-32.
- [32] Du J Q, Fu Q, Fang S F, et al. Effects of rapid urbanization on vegetation cover in the metropolises of China over the last four decades[J]. *Ecological Indicators*, 2019,107:105458.
- [33] Chang Y Y, Zhang G L, Zhang T Z, et al. Vegetation dynamics and their response to the urbanization of the Beijing-Tianjin-Hebei region, China[J]. *Sustainability*, 2020,12(20):8550.
- [34] 刘德义,傅宁,范锦龙.近 20 年天津地区植被变化及其对气候变化的响应[J].*生态环境*, 2008,17(2):798-801.
- [35] 阎世杰,王欢,焦珂伟.京津冀地区植被时空动态及定量归因[J].*地球信息科学学报*, 2019,21(5):767-780.
- [36] Friedman J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. *Annals of Statistics*, 2001,29(5):1189-1232.
- [37] 聂桐,董国涛,蒋晓辉,等.延安地区植被覆盖度时空变化及驱动力[J].*水土保持研究*, 2021,28(5):340-346.
- [38] 夏晓圣,陈菁菁,王佳佳,等.基于随机森林模型的中国 PM_{2.5} 浓度影响因素分析[J].*环境科学*, 2020,41(5):2057-2065.
- [39] 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.